

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN
Louvain School of Management

**STYLES DE GESTION : ESPÉRANCES DE RENDEMENT ET
EXPOSITIONS AUX FACTEURS DE RISQUE**

Christophe Dispas

Thèse présentée en vue de l'obtention
du grade de Docteur
en sciences économiques et de gestion

Membres du jury :

Professeur Eric de Bodt (ESA/Lille2), promoteur
Professeur Philippe Grégoire (UCL), promoteur
Professeur Pierre Giot (FUNDP et UCL), rapporteur
Professeur Michel Levasseur (UCL et Lille2), rapporteur
Professeur Pascal Grandin (ESA/Lille2), lecteur
Professeur Per Agrell (UCL), président

Octobre 2010

Table des matières

TABLE DES MATIÈRES	III
REMERCIEMENTS.....	VII
RÉSUMÉ.....	IX
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
PARTIE I : REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	5
1. INTRODUCTION.....	7
2. LE MODÈLE À TROIS FACTEURS DE FAMA ET FRENCH.....	7
3. VALUE PREMIUM	11
3.1. EXPLICATION RATIONNELLE DE LA VALUE PREMIUM	12
3.2. FINANCE COMPORTEMENTALE : SURREACTION DES INVESTISSEURS FACE AUX PERFORMANCES PASSEES.....	12
3.3. LA VALUE PREMIUM EXPLIQUEE PAR LES CARACTERISTIQUES DE LA FIRME	14
3.4. REMISE EN CAUSE DE LA VALUE PREMIUM	15
4. SIZE PREMIUM.....	16
5. FACTOR MIMICKING PORTFOLIOS	17
6. INTERPRÉTATION ÉCONOMIQUE DES FACTEURS HML ET SMB.....	18
7. LITTÉRATURE RÉCENTE.....	21
PARTIE II : MODÈLES DE PRICING DES STYLES DE GESTION	23
SECTION 1 : SENSIBILITÉ DE HML ET SMB AUX FACTEURS ÉCONOMIQUES	25
1.1. DONNEES ET METHODOLOGIE.....	29
1.1.1. Variables dépendantes : HML et SMB	29
1.1.2. Les variables explicatives.....	33
1.1.3. Spécification de l'équation à tester	47
1.1.4. Modélisation.....	50
1.2. RESULTATS EMPIRIQUES.....	54
1.2.1. Analyse économique de HML.....	56
1.2.2. Analyse économique de SMB.....	59
1.3. TESTS DE ROBUSTESSE	61
1.3.1. Test de changement structurel.....	61
1.3.2. Sensibilité des résultats à la construction de la variable explicative	63
1.3.3. Sensibilité des résultats aux actifs de base	65
1.4. SPECIFICATION « MACRO STYLE » ET NEWS IMPACT CURVES.....	68
1.4.1. HML : équation Macro Style.....	70
1.4.2. HML et News impact curves.....	72
1.4.3. SMB : équation Macro Style.....	74
1.4.4. SMB et news impact curves	75
1.5. SPECIFICATION « MACRO SECTEUR ».....	77
1.6. CONCLUSIONS	78

SECTION 2 : MODÈLE DE PRICING « ÉCONOMIQUE » COMPARÉ AU MODÈLE DE FAMA & FRENCH.....	83
2.1. METHODOLOGIE	83
2.2. RESULTATS	86
2.2.1. Segmentation par taille et style.....	86
2.2.2. Segmentation sectorielle.....	90
2.2.3. Segmentation par momentum	92
2.2.4. Tests de robustesse	93
2.3. CONCLUSIONS	94
PARTIE III : MODÈLES DE PREVISION DES STYLES DE GESTION	97
1. INTRODUCTION	99
2. DONNÉES ET MÉTHODOLOGIE	102
2.1. DONNEES.....	102
2.2. METHODOLOGIE	103
2.2.1. Modélisation par LOGIT.....	103
2.2.2. Analyse out-of-sample	105
3. RÉSULTATS EMPIRIQUES.....	106
3.1. ANALYSE PREDICTIVE SUR HML	106
3.2. ANALYSE PREDICTIVE SUR SMB	112
3.3. TESTS DE ROBUSTESSE	116
3.3.1. Analyse prédictive sur HML, modèle « complet »	116
3.3.2. Analyse prédictive sur SMB, modèle « complet »	118
3.4. UNE METHODOLOGIE ALTERNATIVE : STYLE MOMENTUM.....	120
3.4.1. Méthodologie.....	121
3.4.2. Résultats	122
4. CONCLUSIONS.....	125
CONCLUSION GÉNÉRALE	129
BIBLIOGRAPHIE	135
LISTE DES FIGURES.....	145
LISTE DES TABLES.....	147
ANNEXES.....	151
LISTE DES ANNEXES	153
ANNEXES PARTIE II – SECTION 1 : SENSIBILITE DE HML ET SMB AUX FACTEURS ECONOMIQUES	159
ANNEXES PARTIE II – SECTION 2 : MODELE DE PRICING « ECONOMIQUE » COMPARE AU MODELE DE FAMA & FRENCH.....	177
ANNEXES PARTIE III : MODELES DE PREVISION DES STYLES DE GESTION	203

Remerciements

Tous mes remerciements vont aux Professeurs Eric de Bodt et Philippe Grégoire, promoteurs de cette thèse, pour le temps et l'aide précieuse qu'ils m'ont apportés.

Mes remerciements s'adressent également aux Professeurs Pierre Giot et Michel Levasseur qui ont accepté d'en être les rapporteurs, au Professeur Pascal Grandin qui a accepté d'en être le lecteur ainsi qu'à Per Agrell, Président du jury de thèse. Merci également à Nihat Aktas, Sebastien Dereeper et Franck Moraux pour leurs conseils judicieux. Merci à Hélène Goncette et Gérard Servais pour le temps précieux passé à relire ce document.

Je remercie enfin mon épouse, Ines, pour son soutien et sa patience ainsi que mon petit Nicolas.

Résumé

Cette étude vise à donner une interprétation économique aux facteurs HML¹ et SMB² du modèle à trois facteurs de Fama & French (FF), dans le prolongement des travaux de Liew et Vassalou (2000), Vassalou (2003) ou encore Vassalou & Xing (2004). Pour ce faire, nous avons étudié la sensibilité des facteurs HML et SMB à différentes variables macroéconomiques dérivées du modèle de Chen, Roll & Ross (1986) ou encore de Burmeister, Roll & Ross (2003). Les variables explicatives retenues ont été estimées par *factor mimicking portfolios* suivant la méthode de Lamont (2001). A l'instar de Li, Brooks et Miffre (2008), nous avons eu recours à un modèle prenant en compte le risque total de HML et SMB de manière dynamique. Il ressort que les variables liées à la croissance économique sont des facteurs explicatifs importants pour SMB et pour les actions *growth*. Par contre, les actions *value* semblent davantage liées à un risque de défaillance et au risque total. Les actions *value* affichent également une asymétrie de réaction à des chocs de volatilité, la réponse étant plus forte lorsque les chocs sont négatifs.

Sur cette base, nous avons développé un modèle empirique dont les variables sont économiques. Cette spécification ressort comme une alternative, ou un complément, au modèle de FF. Elle présente l'avantage d'une interprétation directe des variables explicatives.

Nous avons enfin étudié la capacité prédictive de ces différentes spécifications sur HML et SMB. Il apparaît qu'il est possible d'établir une stratégie de *trading* gagnante sur SMB et ce, après frais de transaction. Les résultats sur HML sont, par contre, plus décevants.

¹ HML = *value premium*, (*High*) haute valeur comptable sur prix moins (*Low*) faible valeur comptable sur prix. En d'autres termes, ce facteur est calculé par la différence de *returns* entre des portefeuilles d'actions *value* et *growth*.

² SMB = *size premium*, (*small*) petites capitalisations boursières (par rapport au total du marché) moins (*big*) grosses capitalisations boursières. En d'autres termes, ce facteur est calculé par la différence de *returns* entre des portefeuilles d'actions *small* et *big*.

INTRODUCTION GENERALE

Dans l'industrie de la gestion de fonds, nous observons que de nombreuses stratégies de gestion active exploitent la segmentation par styles de gestion (*value*³ vs *growth* ou encore *small* vs *big*). Le pouvoir explicatif ainsi que l'importance de ces facteurs de style dans la gestion active ont été très largement étudiés dans la littérature. Fama et French (FF-1992) montrent que le coefficient beta ne permet pas d'expliquer les différences de *returns* observées entre les actions *value* et *growth* ou encore entre les actions *small* et *big*. Des facteurs de style (HML – *Value* moins *Growth* – et SMB – *Small* moins *Big*) ont alors été introduits par FF (1993) pour expliquer la prime de risque des actions. Dans le prolongement des travaux de Vassalou (2003) ou encore Vassalou & Xing (2004), l'objectif de notre recherche est de donner une interprétation économique aux facteurs HML et SMB. Cela doit nous permettre de mieux comprendre l'évolution des primes de risque associées à ces facteurs en fonction du contexte économique et d'utiliser ces résultats dans la construction de stratégies dynamiques basées sur la rotation des styles de gestion.

Nous nous sommes inspirés dans cette thèse des travaux de Chen, Roll et Ross (1986) ou encore Burmeister, Roll et Ross (BRR-2003) pour intégrer dans notre modèle explicatif les *returns* de variables associées au contexte économique. L'utilisation de variables largement traitées dans la littérature empirique donne un cadre de référence à nos résultats. Notre étude s'inscrit dans une littérature qui reste abondante. Citons ainsi Chou, Ko et Lin (2010), lesquels développent un modèle qui ajoute aux trois facteurs de FF deux variables explicatives supplémentaires. Chen et Zhang (2009) ont également développé un nouveau modèle à trois facteurs qui explique plus d'anomalies que le modèle de FF. Guo, Savickas, Wang et Yang (2009) montrent, à l'instar de Li, Brooks et Miffre (2008), une relation positive, et contra-cyclique, entre la *value premium* et sa variance conditionnelle. Gulen, Xing et Zhang (2010) mettent également en évidence le caractère contra-cyclique de HML.

La première originalité de notre démarche est d'étudier la sensibilité de HML et SMB à différentes variable économiques dérivées de BRR, mais estimées par *factor mimicking*

³ *Value* selon FF = haut ratio de valeur comptable sur le prix (*High Book to market*). *Growth* = Bas ratio de valeur comptable sur le prix (*Low Book to market*).

portfolios suivant la méthode de Lamont (2001). Ces *factor mimicking portfolios* se substituent aux données économiques brutes. Cette méthode présente notamment l'avantage d'expliquer des *returns* boursiers par des *returns* boursiers, et donc de se concentrer sur la composante explicative des variables économiques qui est pertinente pour les marchés d'actions. Cela permet également une plus grande flexibilité au niveau de la fréquence d'étude.

Au niveau de l'analyse du lien entre les variables économiques et les facteurs HML et SMB, nous avons, à l'instar de Li, Brooks et Miffre (2008), adopté un modèle GJR-GARCH-M afin de prendre en compte les problèmes d'hétéroscédasticité et d'asymétrie de réponse de la volatilité à des chocs positifs ou négatifs. De plus, le GARCH-*in-mean* permet un lien direct entre le *return* et le risque total, ce dernier étant variable dans le temps.

Sur base des résultats obtenus, une seconde originalité de notre étude tient au développement de notre propre modèle économique et à sa comparaison au modèle à trois facteurs de FF. L'efficacité relative des modèles sera analysée par la méthode de *Model Confidence Set* (MCS) de Hansen, Lunde et Mason (2004). Sur base d'un groupe de modèles, cette méthode va indiquer le « meilleur » d'un point de vue statistique. Une caractéristique intéressante du MCS est qu'il va prendre en compte le degré d'information dans les données. S'il n'y a pas assez d'informations, le MCS pointera vers plusieurs, voire même, tous les modèles.

Après avoir analysé HML et SMB d'un point de vue descriptif et développé un modèle basé sur des variables économiques, une troisième originalité de notre étude vient de l'utilisation de ces résultats dans la construction de stratégies dynamiques basées sur la rotation des styles de gestion (*value vs growth* ou *small vs big*). Nous avons comparé les résultats obtenus par nos modèles économiques à ceux du modèle de FF ou encore d'une stratégie de *momentum*. Pour cette étude, nous avons effectué les tests empiriques via un modèle de type LOGIT, lequel est adapté dans les prévisions de changements directionnels. De plus, cette méthode ne suppose pas la normalité du différentiel de *returns* des actions. Enfin, d'un point de vue pratique, les modèles LOGIT offrent une certaine flexibilité dans les décisions de gestion. Le résultat d'un modèle de prévision par LOGIT est, dans notre étude, la probabilité d'occurrence d'un style par rapport à un

autre. Le gestionnaire peut ainsi décider de favoriser, par défaut, un style particulier (par exemple *value*) sauf dans des cas extrêmes où le contexte est particulièrement défavorable à cette stratégie⁴. L'idée est ici d'obtenir un meilleur couple *return*/risque.

A ce niveau, l'actualité des marchés financiers de ces dernières années - avec comme point de départ la crise des *subprimes* qui a éclaté à l'été 2007 aux Etats-Unis - a sonné le rappel des risques liés à la gestion *value* et *small*. Après plusieurs années de surperformance, ces styles de gestion ont été particulièrement malmenés durant la crise financière qui a connu son apogée avec la faillite de la banque d'affaires Lehman Brothers en septembre 2008. Cette évolution tend à confirmer que la prime affichée par les actions *value* et les *small* est une compensation pour un risque supplémentaire, lequel tend à se matérialiser dans les contextes de marché les plus difficiles.

Le document est structuré comme suit. Dans la partie I, nous passons en revue la littérature sur le modèle de FF, sur la *value premium* et sur la *size premium*. Nous revenons également sur les *factor mimicking portfolios* que nous utilisons pour améliorer le contenu explicatif de nos variables. Enfin, nous clôturons la partie I par un point sur l'interprétation économique de HML et SMB et sur la littérature récente. Notre partie II est consacrée à une analyse descriptive de HML et SMB ainsi qu'à l'élaboration d'un modèle de *pricing* économique. Cette partie II est composée de deux sections. Dans la première section, nous analysons la sensibilité de HML et SMB aux variables économiques retenues par BRR. Nous concluons cette partie par l'élaboration d'un modèle multifactoriel économique qui se présente comme une alternative au modèle de FF. Cette spécification empirique présente l'avantage d'une interprétation directe des résultats sur base du contexte économique. Dans la seconde section, deux variantes de notre modèle économique sont comparées au CAPM et au modèle de FF. Enfin, dans la partie III, nous comparons nos spécifications au modèle de FF ou encore à une stratégie de *momentum* comme outil de prévision pour décider de la rotation entre styles de gestion.

⁴ Par exemple : la probabilité de surperformance des actions *value* par rapport aux *growth*, à un horizon donné, n'est que de 25%. On passe ici d'une logique de gestion symétrique autour de 50% de probabilité à une gestion asymétrique en favorisant un style par défaut.

PARTIE I : REVUE DE LA LITTERATURE

1. Introduction

La première partie de ce document est consacrée à une revue de la littérature de référence pour notre étude. En préambule, nous revenons sur le modèle de FF, lequel est au centre de notre analyse.

Les deux chapitres suivants sont consacrés à la littérature sur la *value premium* et sur la *size premium* qui constituent les deux facteurs ajoutés au CAPM par FF.

Nous revenons également sur les *factor mimicking portfolios* que nous utilisons pour améliorer le contenu explicatif de nos variables.

Enfin, nous clôturons la partie I par un point sur l'interprétation économique de HML et SMB et par une brève revue de la littérature récente.

2. Le modèle à trois facteurs de Fama et French

Dans le cadre de notre analyse, notre objectif est de donner une interprétation économique aux facteurs HML (*value premium*) et SMB (*size premium*) et ainsi de mieux comprendre l'efficacité empirique de ces facteurs développés par Fama & French (FF). Le point de départ de notre étude sera une description du contexte dans lequel ce modèle a été développé et du modèle lui-même.

Dans leur article de 1992, FF observent notamment que le CAPM ne permet pas d'expliquer le *return* moyen réalisé par des portefeuilles classés selon des caractéristiques de style (*value/growth*) et de taille (*small/big*).

FF utilisent la technique développée par Fama & MacBeth (1973) pour estimer les betas et tester le CAPM. Ils regroupent ainsi des actions individuelles cotées sur le NYSE, le NASDAQ et l'AMEX en différents portefeuilles sur l'échantillon 1963 – 1990 en données mensuelles. Sur base de ces portefeuilles, ils estiment les betas par régressions linéaires. Dans un second temps, ils régressent les *returns* moyens des portefeuilles sur les betas obtenus par une analyse en coupes transversales (*cross section*). L'analyse des

coefficients de ces régressions va leur permettre de tester plusieurs hypothèses. Les portefeuilles sont formés en fonction de la capitalisation boursière et sont ensuite subdivisés sur base des betas de chaque action individuelle. Au total, cent portefeuilles sont ainsi constitués. Ils vont alors régresser les *returns* moyens des cent portefeuilles sur des variables telles que le beta, la taille ou encore le ratio de valeur comptable sur valeur de marché (B/M : *book-to-market*).

Ils observent que si seuls les betas de marché sont inclus dans la régression, le coefficient de la prime de risque de marché n'est pas significativement différent de zéro. La variable taille est, par contre, négativement corrélée au *return* attendu et positivement au ratio B/M. Sur l'échantillon, le *return* du portefeuille ayant le plus haut ratio B/M (actions *value*) est en excès de 1.53% mensuellement par rapport au portefeuille affichant la plus basse B/M (actions *growth*). Cet écart n'est pas expliqué par la différence des betas de marché entre les deux portefeuilles. Il semble donc que d'autres variables doivent être prises en compte pour expliquer le *return* moyen des actions. FF évoquent l'existence d'une prime de détresse financière sans néanmoins pouvoir la démontrer.

Dans cet article, les auteurs ont mis en évidence une limite du CAPM dans l'explication des *returns* moyens en coupes transversales. Le beta de marché semble ainsi fournir relativement peu d'information sur les *returns* moyens lorsque des variables telles que la taille, B/M, bénéfices/prix (E/P) et le levier financier sont prises en compte.

FF (1993) étendent leur analyse à d'autres types d'actifs que les actions, à savoir aux obligations gouvernementales et du secteur privé. Les auteurs ont ici recours à une analyse temporelle à l'instar de Black, Jensen et Scholes (1972). Les *returns* mensuels des actions et des obligations vont ainsi être régressés sur les *returns* du marché et sur des *factor mimicking portfolios* pour la taille (SMB), B/M (HML) et les facteurs de risque liés aux marchés de taux.

Les *factor mimicking portfolios* pour la taille et le ratio B/M sont construits de la manière suivante : en juin de chaque année, toutes les actions du New York Stock Exchange (NYSE) référencées dans la base de données CRSP sont classées suivant leur capitalisation boursière. La taille moyenne du NYSE est utilisée pour séparer les actions

du NYSE, du NASDAQ et de l'AMEX. Cela permet de constituer les catégories S (*Small* - plus petites capitalisations) et B (*Big* – plus grandes capitalisations). En effet, la taille moyenne des entreprises cotées sur l'AMEX et sur le NASDAQ étant plus petite, cela permet d'éviter d'avoir un nombre d'actions disproportionné dans la catégorie petites capitalisations. Les mêmes actions sont séparées en trois catégories : L (*Low* - ratio B/M bas : les 30% dont le ratio est le plus bas) ; M (*Medium* - moyen : les 40% moyens) et H (*High* - élevé : les 30% dont le ratio est le plus élevé).

Sur cette base, six portefeuilles sont construits à la jonction des caractéristiques taille et style (S/L, S/M, S/H, B/L, B/M, B/H). Ainsi, par exemple, S/L reprend les actions de petites capitalisations boursières à faible ratio *book-to-market*.

Les deux *factor mimicking portfolios* pour les actions sont SMB et HML. SMB représente la différence entre la moyenne des *returns* des trois portefeuilles de plus petites capitalisations boursières (*small value*, *small neutral* et *small growth*) et la moyenne des trois portefeuilles de plus grandes capitalisations boursières. HML est construit suivant la même logique : la différence entre la moyenne des deux portefeuilles (petites et grandes capitalisations boursières) avec un ratio *book-to-market* élevé et la moyenne des deux portefeuilles de bas ratio. Sur la période 1963 – 1991, la corrélation entre ces deux facteurs sur base des *returns* mensuels est seulement de 8%. A côté de HML et SMB, la troisième variable du modèle à trois facteurs est l'*excess return* du portefeuille de marché ($R_m - R_f^5$). L'*excess return* du portefeuille de marché est calculé comme étant la moyenne pondérée par la capitalisation boursière de tous les titres des NYSE, AMEX et NASDAQ (données issues de la base de données CRSP) moins le taux du *Treasury bill* à 1 mois (données *Ibbotson Associates*).

Ils observent que, pour les actions, les facteurs HML et SMB sont des facteurs significatifs dans l'explication de la variation des *returns* moyens. Ils représenteraient des facteurs économiques non déterminés. La constante de la régression est proche de zéro, ce qui est conforme aux attentes. De plus, le facteur de marché conserve son importance. Il est à noter que tous les portefeuilles étudiés produisent des betas de marché proches de 1.

⁵ Variable MARKET dans la suite du document.

Pour les obligations, les deux facteurs utilisés comme variables explicatives sont la prime liée à la structure par terme des taux d'intérêt et la prime de défaut. Cette approche est dans la lignée de celle de Chen, Roll et Ross (CRR - 1986). La prime liée à la structure par terme des taux d'intérêt (TERM) est estimée par la différence entre le *return* des obligations gouvernementales à long terme et le *Treasury Bill* à 1 mois pris à la fin du mois précédent. La prime de défaut (DEF) est calculée par la différence entre un portefeuille d'obligations *corporate* à long terme et le *return* des obligations gouvernementales à long terme. L'étude effectuée par FF confirme le pouvoir explicatif des variables TERM et DEF sur le *return* moyen des actions. Les auteurs concluent également que ces deux variables sont dominantes dans l'explication du *return* des obligations gouvernementales et *corporates*. Par contre, FF constatent que la prime de risque associée à ces variables est trop faible pour expliquer le *return* moyen des actions. De plus, lorsque les facteurs actions sont ajoutés à l'équation, la sensibilité des variables TERM et DEF diminue ou disparaît.

FF (1996) montrent que le modèle à trois facteurs (MARKET, SMB et HML) constitue une bonne estimation des différences de *returns* pour des portefeuilles formés selon leurs ratios bénéfice/prix (E/P), cash flow/prix ou encore selon la croissance des ventes. Il explique aussi les renversements de tendance à long terme mais pas le *momentum* à 3-12 mois. Ces différents tests poussent les auteurs à considérer que leur modèle explique le prix des actifs financiers et que leurs facteurs sont représentatifs de variables économiques pertinentes. Le modèle de FF s'inscrirait donc dans le cadre d'un modèle de *pricing* des actifs financiers de type rationnel, tel que l'ICAPM ou un APT à trois facteurs.

FF ont donc mis en évidence l'efficacité empirique des facteurs SMB et HML dans l'explication du *return* moyen des actions. Cependant, son interprétation économique n'est pas clairement définie. A l'instar de Vassalou (2003), notre étude s'inscrit dans ce prolongement et vise à une compréhension économique des facteurs HML (*value premium*) et SMB (*size premium*).

3. *Value premium*

Depuis Basu (1977), il a été démontré dans diverses études académiques que les actions *value* affichent un *return* moyen supérieur aux actions *growth*. La *value premium* est définie comme étant la différence entre les *returns* d'un portefeuille d'actions *value* et d'un portefeuille d'actions *growth*.

En 1992 avec FF et en 1994 avec Lakanishok, Shleifer et Vishny, le débat va prendre une nouvelle dimension. La littérature sur la prime des actions *value* va alors tenter, en substance, de répondre à la question suivante : cette *value premium* reflète-t-elle une prime de risque supplémentaire des actions *value* ou bien est-elle révélatrice d'un comportement particulier des investisseurs, exploitable économiquement ? Trois principaux courants vont émerger. En parallèle à ces explications, différentes critiques remettent en cause l'existence même de la *value premium*. Celles-ci ont cependant été largement levées face à l'accumulation des preuves empiriques.

Le premier courant, défendu par FF, est celui d'une explication rationnelle de la *value premium*. Par explication rationnelle, on entend que les actions *value* affichent un *return* moyen plus élevé en raison d'un risque plus élevé.

Le second courant est celui de la finance comportementale. De Bondt et Thaler (1987) et Lakanishok, Shleifer et Vishny (1994) vont attribuer la *value premium* à des coûts d'agence et au comportement parfois irrationnel des investisseurs, lesquels sur-réagissent dans certains contextes.

Le troisième courant est celui qui explique la *value premium* par les caractéristiques intrinsèques de la firme et non pas par la sensibilité à un facteur de risque.

3.1. Explication rationnelle de la *value premium*

Selon ce courant, il n'y a pas d'anomalie. Comme décrit dans la section précédente, FF postulent que la *value premium* représente un proxy pour une prime de risque de détresse financière. La *value premium* reflèterait ainsi une prime de risque dans le cadre d'un modèle multifactoriel tel que l'*Intertemporal Capital Asset Pricing Model* (ICAPM) de Merton (1973) ou encore l'*Arbitrage Pricing Theory* de Ross (1976).

Face à cet argument, différentes critiques sont apparues. Selon Lakonishok, Schleifer & Vishny (1994), c'est l'irrationalité des acteurs de marché qui justifie temporairement une prime trop élevée pour les actions en détresse.

3.2. Finance comportementale : surréaction des investisseurs face aux performances passées

Lakonishok, Shleifer et Vishny (LSV-1994), Barberis, Shleifer et Vishny (BSV-1998) et Daniel, Hirshleifer et Subrahmanyam (1998) motivent la *value premium* par un biais psychologique ou encore par les coûts d'agence des investisseurs professionnels.

LSV (1994) argumentent que les actions *value* affichent des *returns* supérieurs car elles exploitent les erreurs de l'investisseur typique et non pas parce que ces stratégies sont plus risquées.

Sur base de l'échantillon 1968 – 1989, les *returns* des actions du NYSE et de l'AMEX ont été analysés. Elles ont été classées suivant trois critères : les ratios B/M, Bénéfice (*Earnings*) sur Prix (E/P) et Cash flow sur Prix (C/P). Sur base du classement par B/M, une stratégie de *buy and hold* affiche un rendement moyen supérieur de 10.5% par an pour un portefeuille *value* (portefeuille avec le plus haut B/M) par rapport à un portefeuille *growth*. Même corrigée de l'effet taille, la différence de *returns* reste substantielle avec un *return* annuel moyen supérieur de 7.8%.

LSV vont plus loin dans le raisonnement en illustrant que, contrairement à l'hypothèse de FF, cette *value premium* ne reflète pas un risque supplémentaire des actions *value*.

Afin de justifier ce point, les auteurs mettent en évidence qu'en dépit d'un *return* plus élevé, les mesures traditionnelles du risque, telles que le *beta* et l'écart-type, ne sont pas plus élevées dans l'échantillon utilisé. A ce niveau, ces mesures ne prennent peut-être pas en compte toutes les sources de risque liées aux portefeuilles *value* et *growth*. Les auteurs vont alors recourir à d'autres tests. Si les actions *value* sont plus risquées, elles devraient alors moins bien se comporter lorsque le contexte économique est moins favorable. Ils vont donc isoler les mois durant lesquels le marché dans son ensemble est à la baisse. Un second critère sera de se concentrer sur les mois durant lesquels le produit intérieur brut est le plus faible. De ces observations, ils constatent que, lorsque le contexte est moins favorable, les actions *value* ont mieux performé que les actions *growth*. De plus, même dans un contexte plus favorable, les actions *value* affichent une performance équivalente, voire légèrement supérieure aux *growth*.

LSV justifient donc la meilleure performance des actions *value* par un biais dans le jugement des investisseurs. Ainsi, par exemple, ces derniers tendent à extrapoler les performances passées dans le futur.

Face à cet argument, sont apparues différentes remarques. D'une part, il est difficile d'approximer précisément le risque, certains facteurs manquant peut-être à l'analyse. D'autre part, FF (1996) évoquent la détresse financière comme facteur explicatif possible de la *value premium* et mettent en évidence que l'écart-type est suffisamment important pour empêcher tout arbitrage.

Toujours dans le cadre de la finance comportementale, Barberis, Shleifer et Vishny (BSV-1998) montrent que la prime de risque liée aux actions *value* provient de leur sous-évaluation par les investisseurs (et d'une sur-évaluation des actions *growth*). Ils fondent leur argument sur la tendance au conservatisme des investisseurs et sur la loi des petits nombres. Le conservatisme représente la tendance de ceux-ci à accorder moins d'importance aux nouvelles informations, notamment concernant les résultats des entreprises, par rapport aux informations passées. Ils agissent comme si la période suivante allait se traduire par un retour à la moyenne. La loi des petits nombres est cette tendance à considérer qu'un petit échantillon est représentatif de la population dans son ensemble.

Ainsi, lorsqu'une société annonce des résultats étonnamment bons, le conservatisme signifie que les investisseurs réagissent insuffisamment et le prix de l'action est alors sous-évalué. Par contre, après une série de bonnes annonces de bénéfices, la loi des petits nombres pousse les investisseurs à anticiper de trop bons résultats pour l'avenir, engendrant une sur-évaluation du titre.

3.3. La *value premium* expliquée par les caractéristiques de la firme

Selon Daniel & Titman (DT-1997), la *value premium* ne reflète pas un risque supplémentaire des actions *value*, mais elle provient des caractéristiques des firmes, qu'elles soient définies comme *value* ou *growth*.

Dans ce cadre, il n'est plus question de surréaction de la part des investisseurs, mais simplement d'une préférence des investisseurs pour les actions *growth* au détriment des actions *value*. Dans ce contexte, les actions *value* qui ont été pénalisées vont finir par afficher une espérance de rendement plus élevée que les actions *growth* indépendamment d'un facteur de risque supplémentaire.

Dans le cadre de leur analyse, ils vont remettre en cause un des principes de l'explication rationnelle défendue par FF. Selon une approche basée sur le risque, les actions *value* n'affichent pas des rendements plus importants en raison de ratios B/M élevés mais bien parce que le coefficient de sensibilité au facteur de risque représenté par la *value premium* est important. DT vont remettre en cause ce principe en réalisant des tests sur base de trois types d'échantillons : la taille, un classement des valeurs en fonction du ratio B/M et un classement en fonction de la sensibilité au facteur de risque. Sur cette base, ils vont démontrer que des actions possédant des ratios B/M identiques, mais des sensibilités différentes aux facteurs de FF (HML), affichent des *returns* moyens qui ne sont pas statistiquement différents. Ce ne serait donc pas le profil de risque qui expliquerait le rendement attendu mais les caractéristiques de la firme.

Selon DT, le modèle basé sur les caractéristiques de l'entreprise montre que le ratio B/M reflète la détresse financière relative d'une société. Lorsque le ratio est bas, la firme est solide et produit des *returns* plus faibles (inversement lorsque le ratio est

élevé), ceci indépendamment de la sensibilité de la société à un facteur de risque de détresse financière.

Davis, Fama & French (DFF - 2000) contestent cet argument et expliquent que ces résultats proviennent d'un échantillon trop étroit (juillet 1973 à décembre 1993). DFF montrent que, sur base d'un échantillon plus long (juillet 1929 – juillet 1997) et d'une méthodologie quelque peu différente, le modèle basé sur le risque produit de meilleurs résultats qu'un modèle basé sur les caractéristiques de la firme.

3.4. Remise en cause de la *value premium*

Certains auteurs attribuent les résultats obtenus par FF ou encore LSV quant à l'existence d'une *value premium* à une analyse trop intensive d'un échantillon particulier (*data snooping*). Lo & MacKinlay (1990) ou encore Black (1993) vont ainsi mettre en évidence que la relation positive entre le ratio B/M et le *return* moyen des actions a été obtenue par chance sur un échantillon particulier et n'est pas susceptible de se reproduire en dehors de ce dernier.

FF (1998) réfutent une nouvelle fois l'argument. D'une part, les résultats tiennent sur la période 1941-1962. D'autre part, ils vont confirmer au niveau international ce qu'ils avaient observé pour les Etats-Unis. Ainsi, entre 1975 et 1995, la différence des *returns* moyens des actions d'un portefeuille global entre *value* et *growth* est de 7.68% par an. De plus, les actions *value* affichent des performances supérieures dans 12 des 13 principaux marchés. Si un modèle tel que l'International CAPM ne permet pas d'expliquer cette prime, un modèle à deux facteurs (facteur de marché et facteur de détresse financière) permet d'expliquer la *value premium* au niveau international.

A ce niveau, l'étude de Chan, Hamao & Lakonishok (1991) confirme l'importance du facteur B/M pour le marché japonais des actions. Le fait que des observations similaires (*value premium*) soient faites sur un marché dont la structure et les conditions sont fortement différentes permet de penser que l'importance d'un facteur tel que HML n'est pas le simple résultat de manipulation des données.

4. *Size premium*

Le second facteur du modèle de FF est SMB, soit la *size premium*. La *size premium* est l'observation d'un *return* significativement supérieur des petites capitalisations boursières (*small*) par rapport aux plus grandes capitalisations boursières (*big*).

Comme observé par Banz (1981), Keim (1983) ou encore FF (1992), l'analyse en coupes transversales dans le cadre du CAPM ne permet pas d'expliquer la meilleure performance des *small*. FF (1998) ou encore Hawawini and Keim (1998) ont documenté cet effet taille pour différents pays et différents échantillons et leurs résultats tendent à confirmer cette observation.

Différentes explications sont avancées pour expliquer pourquoi le beta de marché ne prend pas bien en compte ce phénomène. D'une part, la *size premium* serait expliquée par un effet liquidité. Brennan, Chordia et Subrahmanyam (1998) expliquent le *return* supérieur comme une compensation pour des frais de transaction plus élevés et pour un risque plus grand de *price impact* dans des contextes de marché défavorables. Kothari, Shanken and Sloan (1995) mettent en évidence les problématiques de biais de survivance. Les indices utilisés pour mettre en évidence ce *size effect* tendraient à surestimer la performance des *small* en supposant des réalisations au prix de marché lorsque ces valeurs sortent des indices.

Christie et Hertz (1981) présentent une autre explication du biais lié au beta. Lorsqu'une valeur a connu une forte baisse de son cours, ses caractéristiques bilantaires sont en général en détérioration via, notamment, une hausse relative du niveau d'endettement. Le beta étant calculé sur base historique, ces effets ne sont pris en compte qu'avec retard. Dans le cadre du modèle de FF, la *size premium* pourrait alors être vue comme un ajustement de marché du beta en provenance du CAPM.

Enfin, c'est peut-être parce que le CAPM n'est pas un modèle approprié pour mesurer les *returns* attendus qu'une prime liée à la taille apparaît. En effet, Chan, Chen et Hsieh (1985) montrent que sur base d'un modèle APT, avec fixation a priori de variables explicatives macroéconomiques, l'effet taille tend à disparaître. La variable prime de risque crédit est ici la plus significative pour expliquer la *size premium*. Les *small*

auraient donc un risque plus grand de défaut dans un contexte économique plus difficile et une probabilité de survivre plus faible.

5. *Factor mimicking portfolios*

Afin d'analyser la prime de risque liée aux différents facteurs retenus, nous allons utiliser l'approche par *factor mimicking portfolios*. Il s'agit ici de dupliquer ces facteurs de risque à l'aide de portefeuilles d'actifs de base. Ces derniers étant exprimés en *return*, ils incorporent donc une prime de risque.

Selon Cochrane (2001), la façon la plus directe de se couvrir ou de profiter d'une exposition au facteur de risque est de représenter les facteurs de risque par *factor mimicking portfolios* sur base de tous les actifs disponibles. Etant donné qu'il n'est pas possible pratiquement de régresser sur l'entièreté des actifs disponibles, l'idée est de choisir une sélection limitée de portefeuilles qui représentent une grande partie des actifs existants.

Une technique simple pour construire des *factor mimicking portfolios* a été présentée par Breeden, Gibbons et Litzenberger (BGL-1989). Ils proposent de régresser les facteurs sur une série de portefeuilles de titres exprimés en *returns* (actifs de base). Le *fit* de l'équation fournit le *factor mimicking portfolio* exprimé en *return* de portefeuille.

Lamont (2001) va introduire la notion d'innovation directement dans la constitution des *factor mimicking portfolios*. Ainsi, il va introduire des variables de contrôle connues pour leurs capacités prédictives des *returns* des actions. Ces variables de contrôle vont ainsi ajuster le *fit* de la régression proposée par BGL. C'est une manière de filtrer l'information comprise dans les *factor mimicking portfolios* pour en ressortir les innovations dans les attentes.

La méthode de Lamont sera présentée en détail dans la partie II⁶ du document.

⁶ Voir partie II, point 1.1.2.2.

Cette approche a été notamment reprise par Vassalou (2003). Dans le cadre de notre analyse empirique, nous allons reprendre les différentes variables dérivées du modèle empirique de Burmeister, Roll & Ross (2003) et reconstruire les différentes variables par *factor mimicking portfolios*.

6. Interprétation économique des facteurs HML et SMB

Si l'on accepte l'existence d'une *value premium* et d'une *size premium*, comme tend à le montrer la littérature académique sur le sujet, une question reste néanmoins sans réponse, à savoir : quelle interprétation économique leur donner ? FF évoquent une prime de détresse financière sans pour autant la démontrer formellement.

Vassalou et Liew (2000) ou encore Vassalou (2003) vont tenter de répondre à cette question. Dans cette dernière étude, l'auteur va construire un modèle qui capture les nouvelles relatives à la croissance future du produit intérieur brut (PIB) et qui explique le *return* moyen des actions en coupes transversales aussi bien que le modèle de FF. Ainsi, lorsque des variables liées à la croissance future du PIB sont introduites dans l'équation, les variables HML et SMB perdent l'essentiel de leur pouvoir explicatif.

Etant donné que les nouvelles liées à la croissance future du PIB sont inobservables, Vassalou a recours à des *factor mimicking portfolios* avec, pour actifs de base, des portefeuilles d'actions et d'obligations.

La modélisation développée sur base des nouvelles liées au PIB futur est alors comparée aux résultats obtenus via le CAPM et le modèle de FF.

Les données étudiées sont celles des vingt-cinq portefeuilles d'actions US, classés selon des critères de taille (*small/big*) et de style (*value/growth*), constitués par FF. La période d'étude couvre 1953 – 1998. Les *factor mimicking portfolios* utilisés pour refléter l'information liée au PIB futur sont construits à partir de huit portefeuilles d'actifs de base : les six portefeuilles utilisés par FF pour construire les variables HML et SMB exprimés en *excess return* du taux sans risque ainsi que deux portefeuilles obligataires (DEF et TERM). On retrouve ici les variables utilisées par Chen, Roll et Ross (CRR - 1986) dans leurs tests de l'*Arbitrage Pricing Theory* avec DEF qui représente la

différence entre le *return* des obligations *corporates* à long terme et celui des obligations gouvernementales à long terme et TERM, la différence entre le *return* des obligations gouvernementales à long terme et les taux à court terme. Dans la construction des *factor mimicking portfolios*, l'auteur exploite des variables de contrôle connues pour leurs capacités prédictives du *return* des actions, à savoir TERM, comme défini plus haut, DEFY (soit la différence en yield de DEF), la variable CAY (variable richesse qui a été développée par Lettau et Ludvigson (2001)) et le taux sans risque RF.

L'utilisation de ces variables de contrôle vise à faire ressortir uniquement les informations liées à la croissance future du PIB et non pas ce qui est déjà anticipé. Cette variante dans la construction des *factor mimicking portfolios* a été présentée par Lamont (2001). Dans son étude, Vassalou va régresser la moyenne de quatre trimestres de PIB (de t à $t+4$) sur les portefeuilles d'actifs de base (de $t-1$ et t) et sur les variables de contrôle (de $t-2$ à $t-1$). Cette régression va fournir les poids à donner à chacun des portefeuilles qui constituent le *factor mimicking portfolio*. Le *return* de ce dernier est donc égal à la somme du produit de ces poids par le *return* des portefeuilles. L'hypothèse implicite est donc que les *returns* des actions reflètent des informations sur les PIB de l'année à venir. Une fois que les coefficients de l'équation sont connus, ces derniers seront utilisés pour construire le *mimicking portfolio* sur base trimestrielle et mensuelle.

Les résultats empiriques de l'étude révèlent qu'en présence du *mimicking portfolio*, HML et SMB perdent l'essentiel de leur pouvoir explicatif sur le *return* moyen des actions. Vassalou en déduit que SMB et HML constituent des proxys de la croissance future du PIB.

Vassalou va effectuer différents tests de robustesse sur le modèle étudié, par exemple une modification de la fréquence d'étude (mensuelle ou trimestrielle). L'auteur va également tester si les résultats obtenus sont dépendants des portefeuilles utilisés pour la construction du *factor mimicking portfolio*, à savoir les six portefeuilles de FF (utilisés pour construire HML et SMB) et les deux portefeuilles obligataires DEF et TERM. L'auteur va donc vérifier si, en supprimant les six portefeuilles de la construction du *mimicking portfolio*, les résultats restent identiques. Afin de tester la robustesse des

résultats, Vassalou va utiliser deux variantes pour construire les *factor mimicking portfolios* : l'une avec les six portefeuilles de FF et l'autre uniquement sur base des deux facteurs obligataires. Vassalou observe que même lorsque le *mimicking portfolio* est construit sur base des seuls portefeuilles obligataires, SML et HML perdent leur pouvoir explicatif des *returns* moyens des actions. La performance du modèle ne peut donc pas être attribuée à l'inclusion des six portefeuilles de FF dans les *factor mimicking portfolios*. Les nouvelles liées à la croissance future du PIB sont donc un facteur important pour expliquer le *return* moyen des actions. Un modèle qui inclut cette dimension, ainsi que le facteur de marché en *excess return*, explique les *returns* moyens aussi bien que le modèle de FF. De plus, cette équation semble robuste aux changements de fréquence dans les données. Plus important, les coefficients apparaissent stables dans le temps, ce qui n'est pas le cas du CAPM ou du modèle de FF.

A l'instar du modèle développé par FF, celui de Vassalou peut être interprété dans le cadre rationnel de l'ICAPM ou de l'APT, dans lequel les investisseurs sont préoccupés par la croissance future du PIB, ce qui les pousse à ajuster leur risque en fonction de cette variable. Un changement des opportunités d'investissements est ainsi décrit par les nouvelles liées à la croissance future du PIB. Cette étude fournit une justification économique à l'efficacité empirique des facteurs HML et SMB dans l'explication du *return* moyen des actions.

Dans une autre étude visant à relier les facteurs HML et SMB à des facteurs économiques, Vassalou & Xing (2004) étudient si l'efficacité des facteurs HML et SMB provient de leur lien avec la prime de risque de défaut. Ils montrent que HML et SMB contiennent de l'information au niveau du risque de défaut, mais ce n'est pas la principale raison de l'efficacité du modèle de FF pour expliquer le *return* moyen des actions. Le lien avec la croissance économique future reste déterminante.

Chen (2002) développe un modèle basé sur l'ICAPM avec, comme facteurs explicatifs, l'*excess return* du marché et les changements des prévisions sur les *returns* du marché et sur sa volatilité. Il relie ainsi HML et SMB au *return* futur du marché et à sa volatilité. Cependant, les résultats de son analyse ne mettent pas en évidence une réelle capacité prédictive de HML et SMB.

Dans notre étude, nous allons approfondir cette analyse des facteurs HML et SMB sur des séries temporelles et analyser plus en détail la sensibilité des *value* et *size premium* à différents facteurs économiques. Pour analyser ces facteurs, nous avons, contrairement aux auteurs, utilisé un modèle multifactoriel dérivé de Chen, Roll & Ross (1986) ou encore de Burmeister, Roll & Ross (2003), le but étant de dégager la sensibilité historique à différents facteurs de risque.

7. Littérature récente

Notons que notre question de recherche reste d'actualité. Chou, Ko et Lin (2010) développent ainsi un modèle qui ajoute aux trois facteurs de FF les variables explicatives de levier et de détresse relative. Sur base de ce modèle à cinq facteurs, les auteurs parviennent à expliquer la plupart des anomalies connues sur les marchés financiers. Chen et Zhang (2009) ont également développé un nouveau modèle à trois facteurs qui explique plus d'anomalies que le modèle de FF. Guo, Savickas, Wang et Yang (2009) montrent, à l'instar de Li, Brooks et Miffre (2008), une relation positive entre la *value premium* et sa variance conditionnelle. Ils montrent également que l'estimation conditionnelle de la *value premium* est fortement contra-cyclique, ce qui tendrait à montrer que les actions *value* sont plus risquées que les *growth* dans des contextes économiques plus mauvais. Gulen, Xing et Zhang (2010) mettent également en évidence le caractère contra-cyclique de HML. Kumar (2009) montre que les investisseurs tendent à effectuer des déplacements extrêmes entre styles de gestion, ce principalement sur base des *returns* passés et des différentiels de bénéfices. Ils montrent également que les preuves de prédictibilité sur les styles de gestion sont faibles. Glabadanidis (2009) utilise un modèle GARCH multivarié pour prendre en compte la variation dans le temps des coefficients et du risque spécifique. L'auteur améliore ainsi la performance du modèle à trois facteurs de FF.

PARTIE II : MODELES DE <i>PRICING</i> DES STYLES DE GESTION

Section 1 : Sensibilité de HML et SMB aux facteurs économiques

Les actions *value* ont, historiquement, affiché un *return* moyen supérieur à celui des actions *growth*. De même, les actions de plus petites capitalisations boursières (*small*) ont réalisé une performance historique supérieure aux actions de grandes capitalisations boursières (*big*). Comme le montrent FF (1992), l'analyse en coupes transversales dans le cadre du CAPM ne permet pas d'expliquer ces observations.

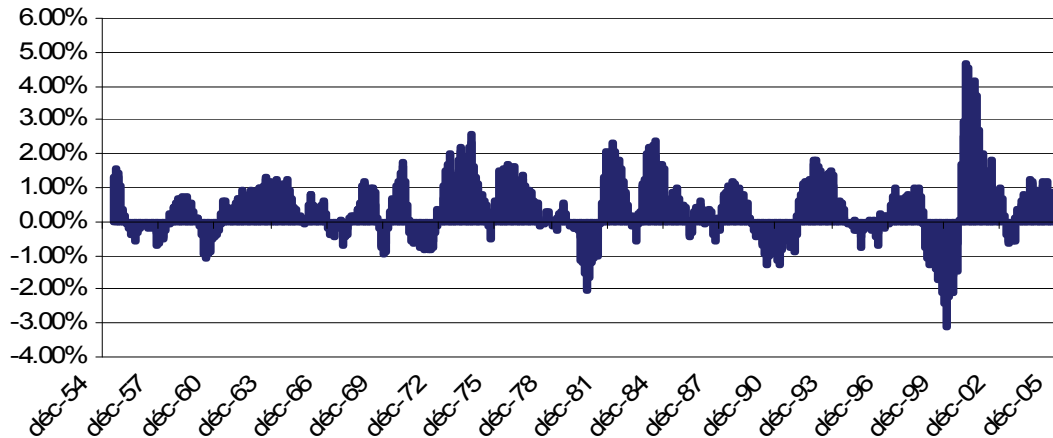
L'étude de la *value premium* remonte à Basu (1977, 1983) ou encore Stattman (1980). De nombreuses études ont suivi, telles que celles de De Bondt et Thaler (1985, 1987), ou encore Chan, Hamao et Lakonishok (1991). L'effet *size premium* est mis en évidence notamment par Banz (1981) ou encore Keim (1983).

Analyser les fondements économiques de ces effets devrait nous aider à mieux comprendre ces anomalies. Dans le cadre de la seconde partie de cette étude, nous nous posons la question suivante : à quel contexte économique correspondent la *value premium* et la *size premium* ? Plus précisément, nous allons tenter d'expliquer économiquement les facteurs HML et SMB de FF, lesquels reflètent respectivement la *value premium* et la *size premium*.

Une motivation de cette analyse tient au constat qu'au-delà de la prime affichée par les actions *value* et *small*, cette prime n'est pas constante dans le temps. De longues séquences de performances négatives relatives à ces stratégies sont également observées (voir Figures 1 et 2).

Figure 1: HML – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)

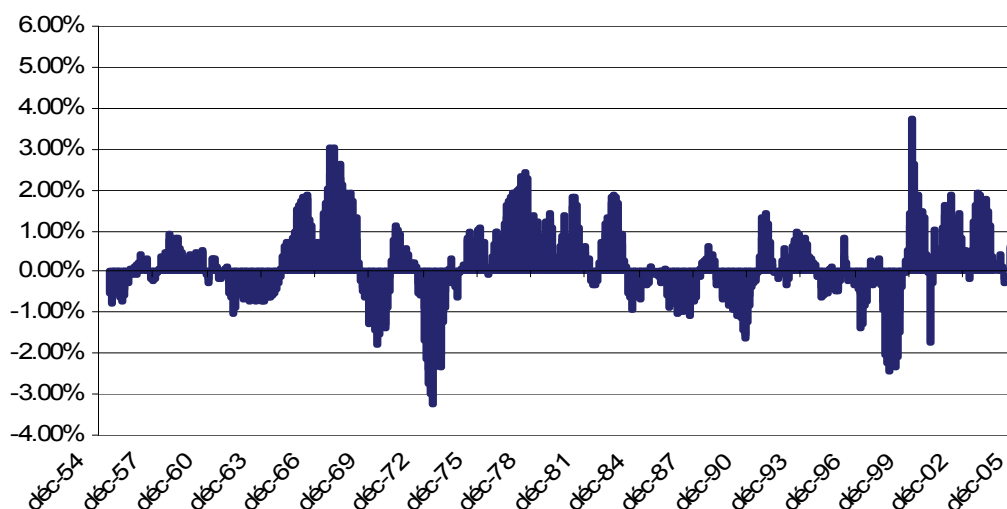
HML est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à haut (*High*) ratio de valeur comptable sur prix de marché et d'un portefeuille à bas (*Low*) ratio de valeur comptable sur valeur de marché (par rapport au ratio moyen du marché).



La moyenne glissante sur 12 mois du *return* mensuel de la *value premium* (le facteur HML de FF dans notre étude) illustre que, en dépit de la meilleure performance moyenne des actions *value*, de longues périodes de performances supérieures des actions *growth* ont également été observées comme, par exemple, fin des années nonante. Pour un gestionnaire d'actifs qui est jugé face à la concurrence sur base annuelle, parfois trimestrielle, cette observation n'est pas neutre. Mieux comprendre à quel contexte économique correspond la *value premium* devrait permettre à un gestionnaire actif d'ajuster son portefeuille en fonction de ses anticipations sur le cycle économique.

Figure 2: SMB – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)

SMB est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à relativement faible (*small*) capitalisation boursière et d'un portefeuille à relativement haute (*big*) capitalisation boursière (par rapport à l'ensemble du marché).



L'effet *size premium* semble, graphiquement, encore plus marqué par des périodes de performance défavorable. Cette observation est confirmée d'un point de vue statistique dans la table 1 ci-dessous.

Une originalité de notre démarche est de recourir à un modèle multifactoriel avec fixation a priori des variables explicatives (macroéconomiques), tel que développé par Burmeister, Roll & Ross (BRR - 2003) pour expliquer HML et SMB. Le recours à plusieurs facteurs a pour but de fournir une analyse détaillée du lien entre HML, SMB et le contexte économique. De plus, l'adoption d'un modèle classique, largement étudié dans la littérature académique, doit objectiver la lecture des résultats.

A l'instar de Vassalou (2003), nous avons adopté une approche par *factor mimicking portfolios* afin de prendre en compte les innovations au niveau des différentes variables (et non ce qui est déjà anticipé par le marché). Nous captons ainsi la sensibilité des marchés d'actions à la modification des attentes des investisseurs sur l'évolution des variables économiques. Pour constituer ces *factor mimicking portfolios*, les facteurs de risque sont dupliqués à l'aide de portefeuilles d'actifs de base.

Cette approche va nous permettre de mieux comprendre à quelles variables les actions *value*, *growth*, *small* ou encore *big* sont les plus sensibles.

D'un point de vue méthodologique, il est apparu qu'un modèle tel que celui de CRR ou encore BRR n'était pas suffisant pour expliquer la *value premium*. A l'image de Li, Brooks et Miffre (2008), nous avons ainsi eu recours à une modélisation empirique par GJR-GARCH-M. La *size premium* est, par contre, expliquée par un modèle multifactoriel dans le cadre d'une régression linéaire simple.

Au terme de ce cheminement, nous aurons développé deux modèles empiriques multifactoriels : un modèle issu d'actifs de base segmentés suivant la taille et le style et un second dont les actifs de base sont sectoriels.

La première section de la partie II est organisée comme suit : le chapitre 1 reprend les données utilisées ainsi que la méthodologie employée. Dans le chapitre 2, nous analysons le lien entre HML, SMB et les divers facteurs économiques retenus. Le chapitre 3 est consacré à l'élaboration de différents tests de robustesse sur base desquels nous avons affiné notre modèle, lequel est présenté dans les chapitres 4 et 5.

1.1. Données et méthodologie

Notre étude porte sur les Etats-Unis, sur un échantillon allant du 31 juillet 1955 au 31 décembre 2005 en données mensuelles, soit 606 dates d'observation. Cet échantillon est le plus long disponible sur l'ensemble des données utilisées. Le 31 juillet 1955 est la première date à partir de laquelle l'historique est complet pour l'ensemble des portefeuilles issus du site de Kenneth French.

1.1.1. Variables dépendantes : HML et SMB

Les variables expliquées HML et SMB proviennent du site internet de Kenneth French. Elles sont la combinaison des six portefeuilles construits par FF selon une segmentation par style (*value/growth*) et par taille (*small/big*). HML et SMB de juillet de l'année t à juin $t+1$ reprend toutes les valeurs du NYSE, de l'AMEX et du NASDAQ pour lesquelles des données en décembre de $t-1$ et juin de t sont disponibles, et dont B/M n'est pas négatif en décembre $t-1$. Pour segmenter l'ensemble de l'échantillon et composer leurs portefeuilles, FF utilisent les informations issues du *Moody's Industrial Manual* (informations en termes de B/M ou encore de taille qui permettent de déterminer l'allocation des titres dans les portefeuilles).

Le facteur HML (*High book-to-market : value* moins *Low book-to-market : growth*) est la moyenne de deux portefeuilles *value* moins la moyenne de deux portefeuilles *growth*, soit :

Equation 1:

$$HML = 1/2 (small\ value + big\ value) - 1/2 (small\ growth + big\ growth).$$

Les points de rupture pour déterminer les portefeuilles *value* et *growth* inclus dans cet indice sont les 30^{ème} et 70^{ème} percentiles du ratio B/M du NYSE calculés à fin décembre $t-1$.

Le facteur SMB (*small* moins *big*) est la moyenne de trois portefeuilles *small* moins la moyenne de trois portefeuilles *big*, soit :

Equation 2:

$$\text{SMB} = 1/3 (\text{small value} + \text{small neutral} + \text{small growth}) - 1/3 (\text{big value} + \text{big neutral} + \text{big growth})$$

Le point de séparation entre *small* et *big* est, pour l'année *t*, la capitalisation boursière médiane du NYSE à la fin du mois de juin de l'année *t*.

Afin d'analyser la *value premium*, nous avons repris la variable HML de FF, ainsi que deux variantes : HML *small* et HML *big*. De même, pour la *size premium*, nous présentons SMB et deux variantes, SMB *value* et SMB *growth*. Ces quatre variantes sont également calculées sur base des six portefeuilles définis par FF. Pour illustrer, HML *small* est donc la différence entre les portefeuilles *value* et *growth* dans le segment *small*. Par l'analyse de ces variantes, l'idée est de mettre en évidence la complémentarité entre les composantes *style* et *size*.

Table 1: Analyse descriptive des facteurs HML et SMB

HML et SMB sont les facteurs de FF (1993). HML est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à haut (*High*) ratio de valeur comptable sur prix de marché et d'un portefeuille à bas (*Low*) ratio de valeur comptable sur valeur de marché (par rapport au ratio moyen du marché). HML *small* et HML *big* sont, respectivement, la *value premium* sur le segment *small* (*return small value* - *return small growth*) et la *value premium* sur le segment *big* (*return big value* - *return big growth*). SMB est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à relativement faible (*small*) capitalisation boursière et d'un portefeuille à relativement haute (*big*) capitalisation boursière (par rapport à l'ensemble du marché). SMB *value* et SMB *growth* sont, respectivement, la *size premium* sur le segment *value* (*return small value* - *return big value*) et la *value premium* sur le segment *growth* (*return small growth* - *return big growth*). La t-stat est le résultat de la statistique de Student selon l'hypothèse H_0 que la variable = 0. Les indications ***, ** et * représentent des niveaux de significativité de 1%, 5% et 10% respectivement.

Période 07/1955-12/2005	HML	HML Small	HML Big	SMB	SMB Value	SMB Growth
Moyenne	4.79%	6.61%	2.99%	2.59%	3.96%	0.33%
Ecart-type	9.60%	10.97%	10.32%	10.56%	9.91%	13.77%
Skewness	0.05	-0.10	0.17	0.55	0.48	0.34
Kurtosis	5.80	6.14	5.05	9.09	7.04	8.34
Jarque-Bera	198.57	250.17	109.13	967.93	435.24	733.02
t-stat	3.55 ***	4.28 ***	2.06 **	1.74 *	2.84 ***	0.17
Période 12/1975-12/2005	HML	HML Small	HML Big	SMB	SMB Value	SMB Growth
Moyenne	5.18%	7.72%	2.65%	3.42%	5.50%	0.43%
Ecart-type	10.64%	12.40%	10.82%	11.11%	10.71%	14.41%
Skewness	0.09	-0.13	0.29	0.52	0.46	0.35
Kurtosis	5.52	5.67	4.76	10.66	7.49	9.96
Jarque-Bera	95.77	108.03	51.55	900.07	315.74	736.44
t-stat	2.67 ***	3.41 ***	1.34	1.69 *	2.81 ***	0.16
Période 12/1995-12/2005	HML	HML Small	HML Big	SMB	SMB Value	SMB Growth
Moyenne	5.60%	9.80%	1.42%	3.45%	7.30%	-1.08%
Ecart-type	13.66%	16.53%	13.12%	15.02%	14.25%	19.82%
Skewness	0.01	-0.24	0.33	0.74	0.60	0.52
Kurtosis	4.84	4.58	4.80	8.67	6.15	7.64
Jarque-Bera	17.10	13.81	18.48	173.10	57.32	113.80
t-stat	1.30	1.88 *	0.34	0.73	1.63	-0.17

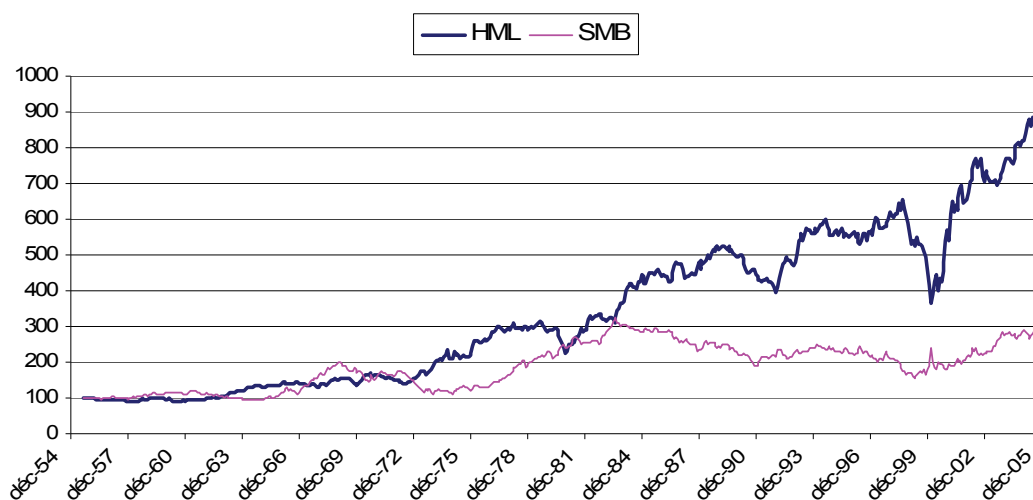
Sur l'ensemble de l'échantillon (31/07/1955 – 31/12/2005), la *value premium* a été de 4.79% annuellement (moyennes mensuelles annualisées). L'écart-type est de 9.60% en données annualisées. HML est significativement différent de 0 avec une t-stat de 3.55. Les kurtosis sont différentes de 3, ce qui indique des queues de distribution épaisses. La statistique de Jarque-Bera nous pousse à rejeter l'hypothèse de normalité de la distribution. Lorsqu'on regarde des périodes plus récentes, on constate que la *value premium* tend à diminuer, particulièrement au niveau des plus grandes capitalisations. Ainsi, sur les dix dernières années de notre échantillon (31/12/1995 – 31/12/2005), HML n'est plus statistiquement significatif. Seul le segment des plus petites capitalisations boursières, HML *small*, reste significativement différent de 0 à un seuil de 6%.

Sur l'ensemble de l'échantillon, la *size premium* et son écart-type ont été, respectivement, de 2.59% et 10.56% annualisés. SMB n'est significativement différent de 0 qu'à un seuil de 8%. De plus, l'essentiel de l'effet semble provenir du segment *SMB value*, lequel est statistiquement différent de 0 à un seuil de 1%. Sur les échantillons plus courts, à l'instar de ce que nous avons observé pour la *value premium*, l'effet *size* est de moins en moins significatif. Sur la période 31/12/1995 – 31/12/2005, on ne constate plus d'effet *size*, même sur le segment *SMB value*, lequel n'est même plus significatif à un niveau de 10%. La statistique de Jarque-Bera nous pousse, comme pour HML, à rejeter l'hypothèse de normalité de la distribution.

Ces résultats descriptifs mettent directement en évidence la complémentarité des actions *value* et *small* au niveau des performances. C'est la catégorie *value small* qui affiche la meilleure performance sur longue période avec une prépondérance, semble-t-il, de l'effet *value*.

Figure 3: Evolution de HML et SMB (31/07/1955 – 31/12/2005)

HML et SMB sont les facteurs de FF (1993). HML est la différence de *return* d'un portefeuille d'actions à haut (*High*) ratio de valeur comptable sur prix de marché et d'un portefeuille à bas (*Low*) ratio de valeur comptable sur valeur de marché (par rapport au ratio moyen du marché). 100 = 31/07/1955.



Sur les cinquante dernières années, la performance supérieure des actions *value* semble particulièrement significative par rapport aux actions *growth*. Les actions *small* ont également affiché une performance supérieure aux actions *big*, mais l'effet SMB apparaît moins fort que l'effet HML. Cependant, en dépit d'une performance statistiquement significative, la *value premium* n'a pas été constante dans le temps.

Un des buts de notre recherche est de donner une interprétation économique à la *value premium* afin de mieux comprendre à quel contexte correspondent les périodes de performance supérieure des actions *value* et des actions *growth*. De même, nous allons tenter de donner une interprétation économique à la *size premium*.

Pour ce faire, nous allons modéliser la relation entre HML, SMB et différents facteurs économiques dérivés d'un modèle tel que développé par Chen, Roll et Ross (CRR - 1986) ou encore Burmeister, Roll et Ross (BRR - 2003) dans le cadre de l'APT.

Dans la suite de cette section, nous allons analyser la présence éventuelle d'hétéroscédasticité au niveau de HML et SMB afin de déterminer le type de modélisation à adopter.

1.1.2. Les variables explicatives

Les variables explicatives finales retenues dans nos études empiriques doivent être des innovations et non refléter les anticipations de marché, lesquelles sont déjà intégrées dans les prix des actifs. Afin de construire nos différentes variables, et passer ainsi des données brutes aux variables finales utilisées dans notre étude, nous allons les estimer par *factor mimicking portfolios*. Nous avons favorisé la méthode de Lamont (2001).

1.1.2.1. Variables brutes

Les variables explicatives retenues sont dérivées de celles utilisées par CRR (1986) ou encore BRR (2003) dans le cadre de tests empiriques de l'APT avec fixation a priori des variables explicatives.

Les variables retenues sont l'inflation, la production industrielle, le risque de maturité (horizon), le risque de confiance (ou risque crédit) et enfin, le risque de marché. Nous allons, dans un premier temps, passer en revue les variables brutes. Cependant, ce sont les innovations sur ces variables explicatives qui nous intéressent, les composantes anticipées étant déjà intégrées dans les prix des actifs financiers.

Les variables explicatives brutes retenues sont les suivantes :

- **L'inflation US**, soit le taux de croissance de l'indice des prix à la consommation (CPI), année sur année, publié mensuellement. Les données proviennent du site de la Réserve Fédérale de Saint Louis. L'indice d'inflation utilisé est le *Consumer Price Index for All Urban Consumers, All Items* calculé par l'*US Department of Labor, Bureau of Labor Statistics*. L'indice d'inflation retenu est ajusté des effets saisonniers. Cette variable est représentée par CPI_t dans nos analyses.
- **La production industrielle US**, soit le taux de croissance, année sur année, publié mensuellement, de l'indice de production industrielle US. La source est également la Réserve Fédérale de Saint Louis. L'indice de production industrielle est l'*Industrial Production* calculé par le *Board of Governors of the Federal Reserve System*. L'indice de production industrielle retenu est ajusté des effets saisonniers. Cette variable est représentée par IP_t .
- **Le risque de maturité (horizon)**, soit la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*. Cette variable est représentée par $PENTE_t$.
- **Le risque de confiance**, soit la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. Cette variable est représentée par $PRISK_t$.
- **Le risque de marché**, soit l'*excess return* de l'indice de marché par rapport au taux 1 mois. Cette variable est issue du site de Kenneth French et reprend l'ensemble des titres de l'échantillon de FF. Elle est représentée par $MARKET_t$ dans nos analyses.

Dans notre étude, nous avons favorisé l'utilisation de variables ayant déjà été analysées et validées empiriquement afin de faciliter la lecture et l'interprétation des résultats.

Table 2: Analyse descriptive des variables explicatives (brutes) CPI, IP, PENTE, PRISK et MARKET

CPI : Taux de croissance année sur année de l'indice des prix à la consommation US (*Consumer Price Index for All Urban Consumers, All Items* calculé par l'*US Department of Labor, Bureau of Labor Statistics*). L'indice d'inflation retenu est ajusté des effets saisonniers. IP : Taux de croissance année sur année de l'indice de production industrielle US (*Industrial Production* calculé par le *Board of Governors of the Federal Reserve System*). L'indice de production industrielle retenu est ajusté des effets saisonniers. PENTE : risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement. Il s'agit de la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*. PRISK : prime de risque crédit, ou risque de confiance selon BRR, calculé par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. MARKET représente l'*excess return* du portefeuille de marché. Ce dernier est la moyenne pondérée par la capitalisation boursière de tous les titres des NYSE, AMEX et NASDAQ (données issues de la base de données CRSP). Pour calculer l'*excess return*, le taux du *Treasury bill* à 1 mois (données *Ibbotson Associates*) est soustrait au *return* du portefeuille de marché.

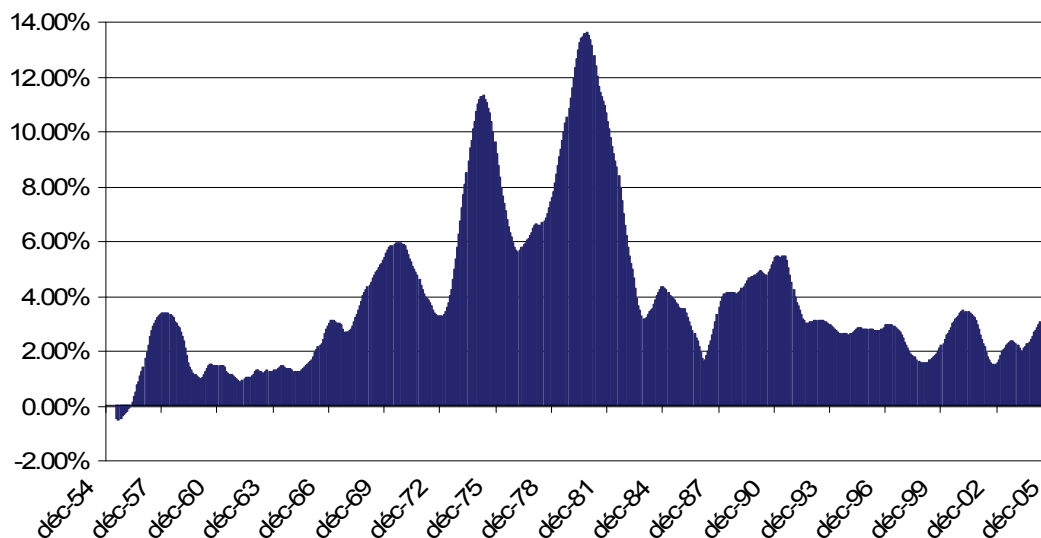
Période 07/1955-12/2005	CPI	IP	PENTE	PRISK	MARKET
Moyenne	4.05%	3.41%	1.67%	0.18%	6.03%
Ecart-type	2.92%	5.06%	9.38%	3.99%	14.95%
Skewness	1.51	-0.38	0.34	-0.13	-0.50
Kurtosis	5.02	3.97	5.52	5.75	4.95
Jarque-Bera	332.62	38.28	171.75	192.50	121.30

Période 12/1975-12/2005	CPI	IP	PENTE	PRISK	MARKET
Moyenne	4.44%	3.01%	3.88%	-0.07%	7.39%
Ecart-type	2.92%	3.79%	10.72%	3.55%	15.32%
Skewness	1.68	-0.37	0.23	-0.51	-0.71
Kurtosis	5.33	2.99	4.89	6.84	5.52
Jarque-Bera	250.41	8.12	56.99	237.33	126.04

Période 12/1995-12/2005	CPI	IP	PENTE	PRISK	MARKET
Moyenne	2.51%	3.03%	4.38%	-0.24%	6.73%
Ecart-type	0.75%	3.28%	9.17%	3.44%	16.10%
Skewness	0.15	-0.82	-0.59	-0.06	-0.70
Kurtosis	2.41	3.38	3.97	5.58	3.53
Jarque-Bera	2.18	14.42	11.81	33.59	11.46

Figure 4: Inflation (CPI) – Moyenne glissante sur 12 mois (taux de croissance année sur année, données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)

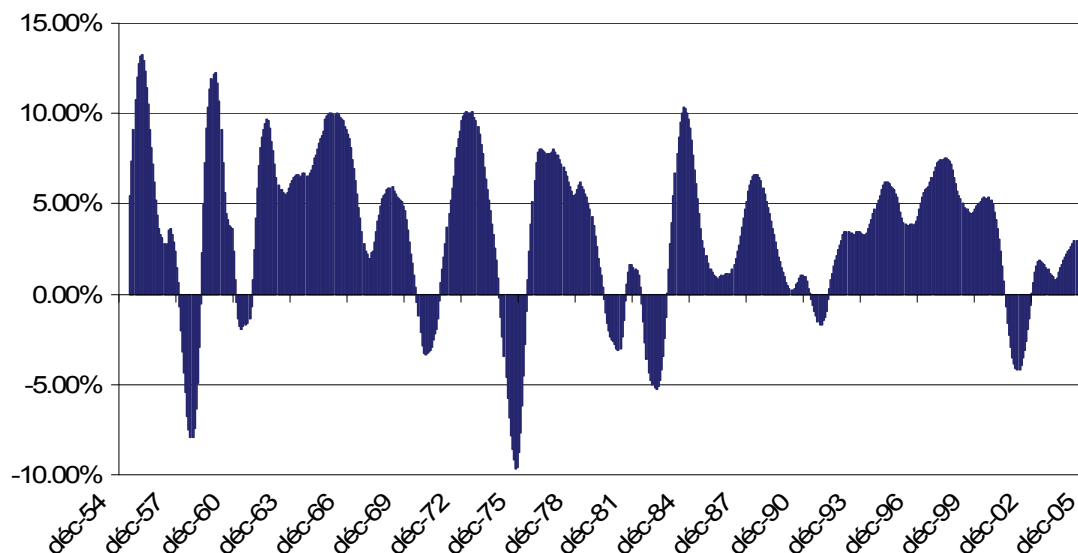
CPI : Taux de croissance année sur année de l'indice des prix à la consommation US (*Consumer Price Index for All Urban Consumers, All Items* calculé par l'US Department of Labor, Bureau of Labor Statistics). L'indice d'inflation retenu est ajusté des effets saisonniers.



Sur l'ensemble de l'échantillon (31/07/1955 – 31/12/2005), l'inflation a été, en moyenne, de 4.05% (taux de croissance année sur année, publié mensuellement). L'écart-type est de 2.92% sur l'ensemble de la période. On observe que, sur les dix dernières années de l'échantillon, l'inflation moyenne a fortement baissé, laquelle passe à 2.51% avec un écart-type de 0.75%. Observons également que, selon la statistique de Jarque-Bera, l'hypothèse de normalité de la distribution est rejetée sur la période totale. Par contre, on ne rejette pas cette hypothèse sur les dix dernières années. Cela pourrait s'expliquer par le succès de la Réserve Fédérale américaine dans sa lutte contre l'inflation.

Figure 5: Production industrielle (IP) – Moyenne glissante sur 12 mois (taux de croissance année sur année, données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)

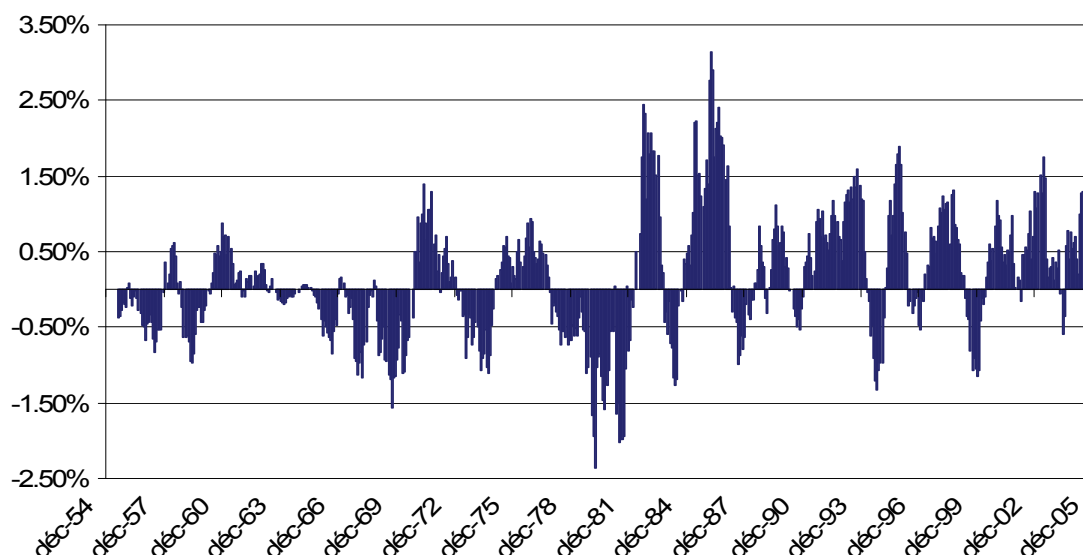
IP : Taux de croissance année sur année de l'indice de production industrielle US (*Industrial Production calculé par le Board of Governors of the Federal Reserve System*). L'indice de production industrielle retenu est ajusté des effets saisonniers.



Sur l'ensemble de l'échantillon (31/07/1955 – 31/12/2005), la production industrielle a été, en moyenne, de 3.41% (moyennes de la production industrielle année sur année, publiées mensuellement). L'écart-type est de 5.06% sur l'ensemble de la période. Tant sur les trente que sur les dix dernières années, on observe que la moyenne baisse légèrement pour tendre vers les 3%. Par contre, l'écart-type baisse plus nettement de 5.06% sur l'échantillon total à 3.28% pour les dix dernières années. La croissance semble donc s'être maintenue à un niveau relativement stable sur la période, mais avec des périodes de récession de moins en moins marquées sur l'échantillon. La statistique de Jarque-Bera nous pousse à rejeter l'hypothèse de normalité de la distribution sur les différentes périodes.

Figure 6: Risque de maturité (PENTE) – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)

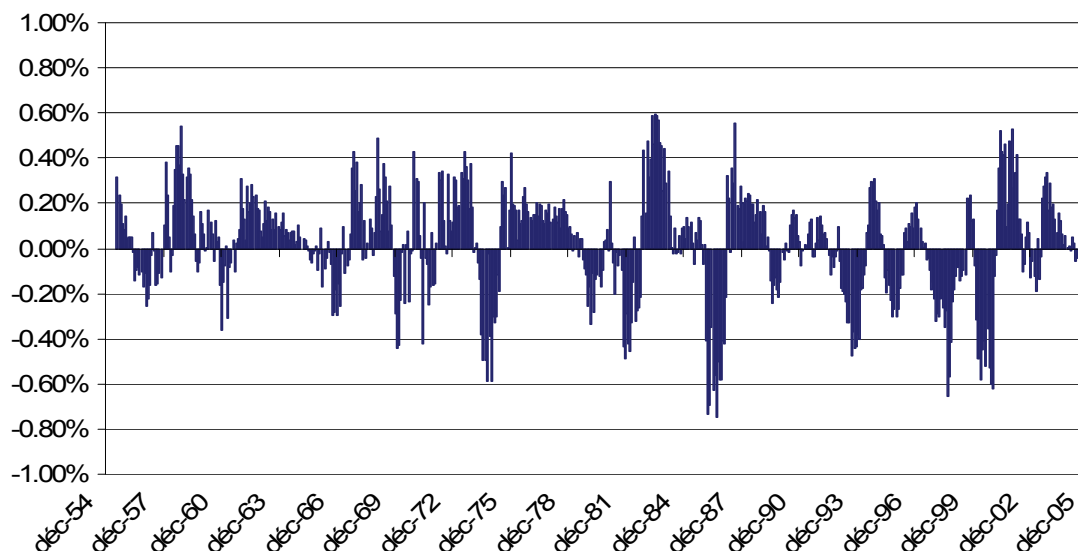
PENTE : Risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement. Il s'agit de la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*.



Sur l'ensemble de l'échantillon (31/07/1955 – 31/12/2005), la variable PENTE a été en moyenne de 1.67% (moyennes mensuelles annualisées). L'écart-type annualisé est de 9.38% sur l'ensemble de la période. Plus on réduit la taille de l'échantillon plus on observe une hausse du *return*, lequel passe de 1.67% sur la période totale à 4.38% sur les 10 dernières années. Cela illustre la baisse structurelle des taux d'intérêt sur la deuxième partie de l'échantillon, parallèlement à la baisse de l'inflation. Par contre, l'écart-type reste relativement stable, passant de 9.38% annualisé à 9.17% entre la période totale et les dix dernières années. La statistique de Jarque-Bera nous pousse également à rejeter l'hypothèse de normalité de la distribution sur les différentes périodes.

Figure 7: Risque de confiance (PRISK) – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)

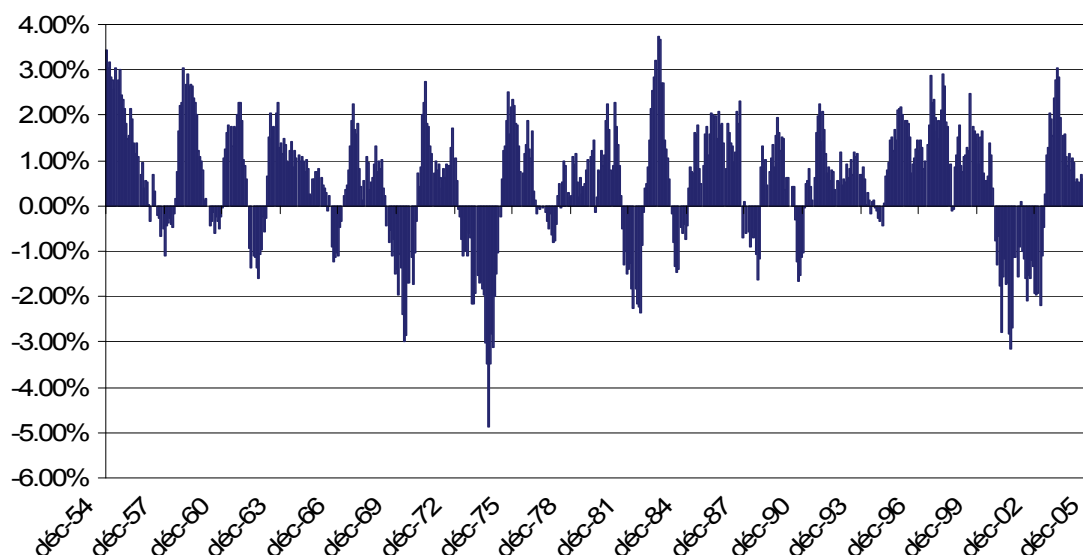
PRISK : Prime de risque crédit, ou risque de confiance selon BRR, calculé par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*.



Sur l'ensemble de l'échantillon (31/07/1955 – 31/12/2005), la variable PRISK a été, en moyenne, de 0.18% (moyennes mensuelles annualisées). L'écart-type annualisé est de 3.99% sur l'ensemble de la période. Notons que l'indice *corporate* de *Ibbotson* est composé des obligations AAA et AA d'une maturité supérieure à 10 ans. Il s'agit donc d'un segment d'obligations *corporates* de qualité, ce qui explique la faiblesse de la prime observée sur la période. Les *returns* des obligations *corporates* ont été nettement pénalisés durant les dix dernières années de l'échantillon avec en 1997 la crise asiatique, suivie en 1998 par la crise russe et par la quasi faillite du hedge fund LTCM en septembre de la même année. Durant la période 2000-2003, le dégonflement de la bulle internet et les attentats du 11 septembre 2001 vont également peser sur les marchés à risque, favorisant ainsi les obligations souveraines face aux obligations du secteur privé. Nous rejetons ici également l'hypothèse de normalité de la distribution sur les différentes périodes sur base de la statistique de Jarque-Bera.

Figure 8: Risque de marché (MARKET) – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)

MARKET représente l'*excess return* du portefeuille de marché. Ce dernier est la moyenne pondérée par la capitalisation boursière de tous les titres des NYSE, AMEX et NASDAQ (données issues de la base de données CRSP). Pour calculer l'*excess return*, le taux du *Treasury bill* à 1 mois (données *Ibbotson Associates*) est soustrait au *return* du portefeuille de marché.



Sur l'ensemble de l'échantillon (31/07/1955 – 31/12/2005), la variable MARKET a été, en moyenne, de 6.03% (moyennes mensuelles annualisées). L'écart-type annualisé est de 14.95% sur l'ensemble de la période. Les années nonante ont été marquées par un *return* au-dessus de la moyenne avec, notamment la constitution de la « bulle internet » qui allait conduire à un net recul des marchés d'actions début des années deux mille. L'écart-type tend à augmenter sur les périodes plus récentes, passant de 14.95% annualisé sur l'échantillon total à 16.10% sur la période 31/12/1995 – 31/12/2005. Nous rejetons également l'hypothèse de normalité de la distribution sur les différentes périodes (statistique de Jarque-Bera).

1.1.2.2. Les variables explicatives : innovations dans les attentes

Afin de dégager la sensibilité des marchés aux innovations dans les attentes sur différentes variables - les anticipations étant déjà incorporées dans le prix des actifs financiers - nous avons adopté la procédure développée par Lamont (2001) et exprimé les variables explicatives en *factor mimicking portfolios*.

Les *factor mimicking portfolios* ont donc pour but de produire des *returns* fortement corrélés avec les révisions d'attentes sur la variable économique future étudiée. Cette approche repose sur deux hypothèses principales :

- La composante non-anticipée (l'innovation) dans les *returns* reflète l'innovation dans l'anticipation de la valeur future de la variable économique.
- Le *return* attendu des actifs de base en t est une fonction linéaire de variables de contrôle connues en $t-1$.

Les *factor mimicking portfolios* sont construits en utilisant les *returns* non-attendus des actifs de base. Le *return* non-attendu est défini comme étant la différence entre le *return* réalisé et le *return* attendu en $t-1$.

Equation 3:

$$\check{R}_{t-1,t} = R_{t-1,t} - E_{t-1}(R_{t-1,t})$$

Le *factor mimicking portfolio* aura la corrélation maximale avec la modification dans les attentes de la variable économique future.

Equation 4:

$$\Delta E_t(Y_{t+k}) = a \cdot \check{R}_{t-1,t} + \eta_t$$

Avec Y_{t+k} la variable économique en $t+k$; η_t est la composante de l'innovation qui est orthogonale aux *returns* non-attendus.

La seconde hypothèse faite par Lamont est que les *returns* attendus des actifs de base en période t sont une fonction linéaire d'un vecteur de variables de contrôle connues en $t-1$, et représenté par Z_{t-1} . Les variables de contrôle ont pour fonction de prendre en compte

la composante anticipée de la variable économique. Des facteurs reconnus pour leur composante prédictive seront ainsi choisis.

Equation 5:

$$E_{t-1}(R_{t-1,t}) = d \cdot Z_{t-1}$$

Etant donné l'hypothèse que les attentes sur les actifs de base reflètent les attentes sur les variables économiques futures, l'équation 5 peut être reformulée de la manière suivante :

Equation 6:

$$E_{t-1}(Y_{t+k}) = f \cdot Z_{t-1} + \mu_{t-1}$$

On peut également décomposer Y_{t+k} en une partie anticipée et une partie non-anticipée.

Equation 7:

$$Y_{t+k} = E_t(Y_{t+k}) + e_{t,t+k} = E_{t-1}(Y_{t+k}) + \Delta E_t(Y_{t+k}) + e_{t,t+k}$$

Sur base des équations 3 à 7, on obtient donc le lien suivant entre la réalisation de la variable économique en $t+k$, le *return* des actifs de base entre $t-1$ et t et les variables de contrôle en $t-1$.

Equation 8:

$$Y_{t+k} = b \cdot R_{t-1,t} + c \cdot Z_{t-1} + \varepsilon_{t,t+k}$$

Avec $b=a$, $c=f-ad$ et $\varepsilon_{t,t+k} = \eta_t + \mu_{t-1} + e_{t,t+k}$.

Les facteurs explicatifs issus de cette équation 8 sont égaux à : $(b \cdot R_{t-1,t})$, soit le portefeuille d'actifs de base affichant la composante non-anticipée avec la corrélation maximale à $\Delta E_t(Y_{t+k})$, l'innovation en t dans les attentes sur la variable économique future.

Une telle méthodologie présente divers avantages. D'une part, elle permet d'exprimer la variable économique en termes de prime de risque. D'autre part, elle permet à

l'investisseur de se couvrir contre un risque économique particulier. Ensuite, étant donné que c'est véritablement l'influence de la variable économique sur les prix des actifs financiers qui est prise en compte, une telle méthodologie permet un lien plus direct entre variables dépendantes et explicatives. Enfin, cela permet une plus grande flexibilité dans la fréquence des données étudiées.

Dans notre étude, les actifs de base utilisés pour la construction de nos variables explicatives (*factor mimicking portfolios*) sont composés de six portefeuilles construits avec l'objectif de refléter l'ensemble du marché - décomposés selon les critères *value-growth* et *small-large* - tout en étant strictement différents des portefeuilles utilisés pour construire HML.

Les actifs de base sont des portefeuilles d'actifs diversifiés. Ils sont issus des cent portefeuilles d'actions US construits par FF. Ces cent portefeuilles sont formés à l'intersection de dix portefeuilles caractérisés par la taille et de dix autres basés sur le ratio B/M. Les portefeuilles sont rebalancés tous les mois de juin sur base des données de taille⁷ à fin juin et des informations B/M six mois avant le rebalancement.

De ces cent portefeuilles, nous avons exclu tous les portefeuilles utilisés dans la constitution de HML, à savoir les percentiles 0-30 et 70-100 au niveau du ratio B/M. Cela réduit donc l'échantillon initial de cent portefeuilles à quarante. Nous avons ensuite reconstruit six portefeuilles suivant la même méthodologie que FF, mais sur un échantillon strictement différent. Le portefeuille *small/value* est composé de la moyenne arithmétique des *returns* des cinq portefeuilles de faibles capitalisations boursières (parmi nos quarante) caractérisés par le ratio B/M le plus élevé. Le portefeuille *small/neutral* est composé des dix portefeuilles *small* disposant du ratio B/M intermédiaire. Le portefeuille *small/growth* est composé de la moyenne arithmétique des *returns* des cinq portefeuilles de petite taille caractérisés par le ratio B/M le plus bas. La même logique est appliquée aux portefeuilles de plus grandes capitalisations boursières. Au terme de cet exercice, nous avons donc constitué six portefeuilles d'actifs de base strictement différents des actifs utilisés pour la composition de HML. Par contre, SMB reprenant l'entièreté des titres de l'échantillon de FF, il y a donc des titres communs

⁷ Les points de séparation sont basés sur les quintiles de capitalisation boursière du NYSE pour éviter un trop grand déséquilibre entre les catégories.

entre la variable dépendante et le *factor mimicking portfolio*. Pour éviter cet effet, nous avons également construit une variable $SMB2 = 1/2 (small\ value + small\ growth) - 1/2 (big\ value + big\ growth)$ dont les portefeuilles d'actifs de base sont strictement différents de SMB.

L'utilisation d'actifs de base provenant d'une segmentation par taille/style pour expliquer HML et SMB est motivée par différents éléments. Tout d'abord, rappelons que cela correspond à l'approche suivie par FF pour construire les facteurs HML et SMB. Ensuite, nous avons veillé à utiliser des portefeuilles strictement différents de ceux utilisés pour construire HML et SMB. Enfin, comme test de robustesse, nous avons calculé notre équation multifactorielle avec des actifs de base sectoriels ce qui nous donne une information sur l'impact du choix de ces actifs de base sur les résultats.

Etant donné notre approche multifactorielle dérivée du modèle empirique de BRR, nous n'avons pas ajouté d'actifs de base issus des marchés obligataires. En effet, les portefeuilles obligataires de base retenus par Vassalou (2003) sont identiques à nos variables PENTE et PRISK, lesquelles sont utilisées comme variables explicatives de HML dans nos modèles. Rappelons, également, que Vassalou (2003) a testé la robustesse des résultats à la construction des *factor mimicking portfolios*. L'auteur a eu recours à deux types de *mimicking portfolios*. Les uns avec comme actifs de base les six portefeuilles d'actions de FF et, les autres, sur base des seules variables PENTE et PRISK⁸. Ces *mimicking portfolios* ne représentent pas la combinaison la plus optimale pour se couvrir contre un risque économique car ils ne sont construits que sur une partie des actifs. Il apparaît néanmoins que, même en l'absence des six portefeuilles actions, le *mimicking portfolio* contient toujours une prime de risque significative et contient toute l'information de SMB et HML.

Sur base de cette analyse, la performance du modèle ne semble donc pas devoir être attribuée à un choix biaisé des actifs de base.

⁸ Les variables PENTE et PRISK sont exprimées, respectivement, TERM et DEF chez FF.

Néanmoins, pour tester la robustesse de nos résultats, nous avons également testé notre équation avec dix portefeuilles d'actifs de base sectoriels⁹. Ces portefeuilles sectoriels proviennent également du site de Kenneth French. Chaque action des NYSE, AMEX, et NASDAQ est attribuée à un secteur à la fin du mois de juin de l'année t sur base de son code SIC à cette date.

Notons que les *returns* des six portefeuilles d'actifs de base sont pris en excès du taux sans risque (taux 1 mois). Exprimés de cette manière, ces portefeuilles sont sans coût (on emprunte à court terme pour financer l'achat d'actions). Il n'est donc plus nécessaire d'imposer de restrictions sur les betas et on évite de la sorte des biais potentiels au niveau des résultats.

Les variables de contrôle (Z_{t-1}) retenues ont été largement utilisées dans la littérature empirique pour leur capacité à expliquer les *returns* des actions.

Ces dernières sont :

- PENTY, soit la différence entre le rendement (*yield*) des taux à dix ans et le taux à un an. Les rendements à un et dix ans proviennent de la Réserve Fédérale de Saint Louis.
- PRISKY, soit la différence entre le rendement (*yield*) des taux des obligations de rating moyen Baa (Moody's) et le rendement des taux des obligations de rating moyen Aaa. Ces données proviennent également de la Réserve Fédérale de Saint Louis.
- RF, soit le taux US 1 mois. La donnée provient du site de Kenneth French.

Les variables macroéconomiques issues de BRR sont, pour rappel, l'inflation (CPI), la production industrielle (IP), la pente de la courbe des taux (PENTE) et la prime de risque crédit (PRISK). Afin d'extraire l'innovation de ces variables, nous avons donc eu recours aux *factor mimicking portfolios*.

⁹ Les secteurs retenus sont : Biens durables, Biens non durables, Manufacturier, Energie, Technologie, Télécoms, Ventes au détail, Soins de santé, Utilities et Autres. Le secteur "Autres" est composé de l'agrégation de : Mines, Construction, Matériaux de construction, Transports, Hôtels, Business Services, Divertissement et Finance.

Ces derniers sont égaux à $(b.R_{t-1,t})$, les coefficients b étant issus de l'équation 8.

Par exemple, la variable inflation modélisée par *factor mimicking portfolios* provient de l'équation suivante :

$$CPI_{t+k} = b \cdot R_{t-1,t} + c_1 \cdot PENTY_{t-1} + c_2 \cdot PRISKY_{t-1} + c_3 \cdot RF_{t-1} + \varepsilon_{t,t+k}$$

Et on obtient ainsi $CPIF_t = b \cdot R_{t-1,t}$

De la même manière, nous obtenons les variables IPF, PENTEF et PRISKF¹⁰.

Pour les variables CPIF et IPF c'est la valeur future de la variable économique (+12 mois) qui est approximée par *factor mimicking portfolios*. L'idée est que les marchés d'actions comprennent une anticipation sur la valeur future des variables économiques. Par contre, les variables PENTE et PRISK étant basées sur des données de marché, la régression pour constituer les *factor mimicking portfolios* est en t sur t (les variables de contrôle sont par contre toujours en $t-1$).

En ce qui concerne la variable de marché, notre approche est par contre légèrement différente de celle de BRR. En effet, dans leur modèle, la variable de marché n'est pas utilisée directement. Ils privilégient une variable *Market Timing* qui est le résidu de MARKET (*Excess return* de l'indice de marché, selon la définition de Kenneth French, en excès du taux 1 mois) sur les quatre premières variables définies dans leur modèle multifactoriel. *Market Timing* est donc la part du *return* de marché qui n'est pas expliquée par les quatre premières variables.

Comme expliqué au point suivant, nous avons par contre conservé la variable de marché (MARKET) et redéfini chacune des quatre autres variables comme étant les résidus de la variable explicative (CPIF, IPF, PRISKF, PENTEF) sur une constante et la variable MARKET.

¹⁰ F pour indiquer qu'il s'agit d'un *factor mimicking portfolio*.

1.1.3. Spécification de l'équation à tester

Les variables dépendantes sont donc HML et SMB. HML_t est le *return* du facteur HML de FF en t, lequel représente la *value premium*. Comme point de départ, nous avons testé l'éventuelle présence de racine unitaire dans la série. Nous pouvons rejeter l'hypothèse de racine unitaire à 99%¹¹. SMB_t est le *return* du facteur SMB de FF au temps t, lequel représente la *size premium*. Nous pouvons également rejeter l'hypothèse de racine unitaire à 99%¹².

Afin de tester la présence éventuelle de multicollinéarités, nous avons eu recours à un test de significativité sur la matrice des corrélations et au *variance inflation factor* (VIF).

Table 3: Matrice des corrélations des variables explicatives, t-statistiques et p-valeur

Matrice des corrélations					
	CPIF	IPF	PENTEF	PRISKF	MARKET
CPIF	100.00%	20.81%	-77.41%	42.14%	-19.13%
IPF	20.81%	100.00%	7.10%	27.37%	38.45%
PENTEF	-77.41%	7.10%	100.00%	-19.46%	65.49%
PRISKF	42.14%	27.37%	-19.46%	100.00%	42.53%
MARKET	-19.13%	38.45%	65.49%	42.53%	100.00%

t-statistiques					
	CPIF	IPF	PENTEF	PRISKF	MARKET
CPIF	-	5.23	30.05	11.42	4.79
IPF	5.23	-	1.75	6.99	10.24
PENTEF	30.05	1.75	-	4.88	21.30
PRISKF	11.42	6.99	4.88	-	11.55
MARKET	4.79	10.24	21.30	11.55	-

Significativité des corrélations (p-valeur)					
	CPIF	IPF	PENTEF	PRISKF	MARKET
CPIF	-	0.00	0.00	0.00	0.00
IPF	0.00	-	0.08	0.00	0.00
PENTEF	0.00	0.08	-	0.00	0.00
PRISKF	0.00	0.00	0.00	-	0.00
MARKET	0.00	0.00	0.00	0.00	-

¹¹ Test Dickey-Fuller de -21.54 et une valeur critique à 1% de -3.44.

¹² Test Dickey-Fuller de -23.06.

Les corrélations sont pratiquement toutes statistiquement différentes de zéro. Néanmoins, nous ne sommes pas en présence de colinéarités parfaites et les corrélations les plus significatives sont principalement avec la variable MARKET. Ainsi, lorsque toutes les variables explicatives (CPIF, IPF, PENTEF, PRISKF et MARKET) sont testées ensemble, un problème de multicollinéarité apparaît avec des VIF *factors* supérieurs à 5. Ces problèmes sont résolus en l'absence de la variable MARKET.

Afin de résoudre ces problèmes de multicollinéarité, nous avons pris les résidus des régressions des différentes variables (prises individuellement) sur MARKET. Les nouvelles variables ainsi construites seront précédées de RES¹³ dans nos équations. RES représente donc la composante des variables explicatives qui n'est pas expliquée par le marché. De cette manière, nous conservons un lien direct entre la variable dépendante et le marché.

Cette approche comporte deux avantages. D'une part, cela permet de conserver les résultats du beta de marché (CAPM) comme base d'analyse. D'autre part, les quatre variables explicatives étant exprimées par des *factor mimicking portfolios* issus des marchés d'actions, nous isolons l'information donnée par la variable étudiée de l'effet marché. Nous obtenons donc à ce niveau les variables RESCPIF, RESIPF, RESPRISKF et RESPENTEF qui seront utilisées dans l'élaboration de notre modèle.

¹³ Exemple : RESIPF est le résidu de la régression de IPF sur MARKET.

Les variables explicatives finalement retenues sont donc les suivantes :

- $MARKET_t$ est l'*excess return* de l'indice de marché (en excès du taux 1 mois) en t .
- $RESCPIF_t$ qui est le résidu du *factor mimicking portfolio* de l'innovation dans les attentes sur le facteur inflation (CPIF) régressé sur la variable de marché (MARKET) au temps t .
- $RESIPF_t$ est le résidu du *factor mimicking portfolio* de l'innovation dans les attentes sur le facteur production industrielle (IPF) régressé sur MARKET en t .
- $RESPENTEF_t$ est le résidu du *factor mimicking portfolio* de l'innovation dans les attentes sur le facteur PENTE (PENTEF) régressé sur MARKET en t .
- $RESPRISKF_t$ est le résidu du *factor mimicking portfolio* de l'innovation dans les attentes sur le facteur PRISK (PRISKF) régressé sur MARKET en t .

Nos variables seront considérées comme des innovations en cas d'absence de corrélation sérielle. Pour ce faire, nous avons procédé au test de Ljung-Box¹⁴. Au 24^{ème} rang, seule la variable RESPENTEF fait apparaître de la corrélation sérielle. Nous avons également analysé la stationnarité des différentes variables par un test de Dickey-Fuller et nous pouvons rejeter l'hypothèse de racine unitaire à 99%.

¹⁴ Voir annexes 1 à 8.

1.1.4. Modélisation

Afin d'analyser la sensibilité de HML et SMB aux différentes variables économiques, nous avons adopté une modélisation empirique de type GARCH, le GJR-GARCH-M. Dans les chapitres suivants, nous avons repris les éléments qui ont motivé le choix d'une telle modélisation.

1.1.4.1. Modèles économétriques

L'analyse des séries financières a conduit à la constatation que la variance du terme d'erreur n'est pas constante dans le temps. De plus, il a été observé une certaine persistance de la volatilité. Le niveau actuel de volatilité tend ainsi à être positivement corrélé au niveau de volatilité des périodes proches. Les modèles de type ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), introduits par Engle en 1982, constituent une classe de modèles non linéaires capables de répondre à cette problématique.

Pour valider le choix d'un tel type de modélisation, nous avons testé la présence éventuelle d'un effet ARCH au niveau de HML et SMB. Nous avons ainsi eu recours à un test d'Engle (à cinq retards). Pour HML, ce test confirme la présence d'un effet ARCH avec une F-statistique de 33.81 (p-valeur : 0.00) et une LM-statistique de 132.94 (p-valeur : 0.00). Ces deux statistiques sont significatives et confirment la présence d'un effet ARCH. Pour SMB, le constat est identique avec une F-statistique de 32.28 (p-valeur : 0.00) et une LM-statistique de 128.24 (p-valeur : 0.00).

Par ailleurs, le recours à des modèles ARCH de type asymétrique (GJR-GARCH) devrait nous informer sur une éventuelle asymétrie de réaction des actions *value* et *growth* ou encore *small* et *big* à de nouvelles informations. Cette réaction asymétrique des actions *value* et *growth* en fonction du risque est proposée notamment par Zhang (2005).

1.1.4.2. Modélisation de la volatilité : les modèles GARCH et GJR-GARCH

Dans un modèle ARCH, la variance du terme d'erreur peut varier dans le temps. La variance conditionnelle du terme d'erreur (σ_t^2) dépend ainsi directement des valeurs précédentes des erreurs au carré (u_{t-1}^2). Dans un modèle à un retard (ARCH(1)), la variance conditionnelle est modélisée comme suit :

Equation 9:

$$\sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2$$

Pour que la variance conditionnelle soit positive, il est nécessaire d'imposer des contraintes de positivité. En effet, une variance négative n'a pas de sens. Une condition suffisante est d'imposer que $\omega_0 \geq 0$ et $\omega_1 \geq 0$. De plus, le modèle est stationnaire si $\omega_1 \leq 1$. Ces conditions peuvent être étendues pour un modèle à q retards.

Cependant, en pratique, en tentant de mettre en œuvre un modèle ARCH(q), on se heurte à plusieurs difficultés. Le nombre de retards nécessaires pour capturer toute la dépendance dans la variance conditionnelle tend à être élevé. Aussi, plus il y a de paramètres, plus les conditions de non-négativité risquent d'être violées.

Les modèles ARCH généralisés (GARCH), introduits par Bollerslev en 1986 présentent une structure de retards plus souple. La variance conditionnelle (σ_t^2) dépend ici non seulement du carré des erreurs passées (u_{t-1}^2), mais aussi de ses propres retards (σ_{t-1}^2). Son modèle le plus simple, le GARCH(1,1), se présente comme suit :

Equation 10:

$$\sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 u_{t-1}^2 + \delta \sigma_{t-1}^2$$

L'introduction dans le modèle GARCH(1,1) d'une partie moyenne mobile peut ainsi être comparée à un mécanisme d'apprentissage adaptatif. Les contraintes de non-négativité sont ici : $\omega_0 \geq 0$; $\omega_1 \geq 0$; $\delta \geq 0$; et la variance est stationnaire tant que $(\omega_1 + \delta) < 1$. Si $(\omega_1 + \delta) = 1$, on a une racine unitaire dans la variance.

Une limite du modèle GARCH est qu'il suppose une réponse symétrique de la volatilité à des chocs positifs ou négatifs. Cependant, diverses études ont montré que des chocs négatifs sur les séries financières tendent à impacter la volatilité davantage que des

chocs positifs de la même amplitude. De telles asymétries peuvent s'expliquer par l'effet de levier. En effet, une chute de la valeur de la firme conduit à une hausse des ratios d'endettement et à une augmentation du risque lié à la firme. Différents modèles ont été développés pour traiter cette problématique. Nous nous concentrerons sur un modèle particulier : le GJR-GARCH (Glosten, Jagannathan et Runkle, 1993).

Dans ce modèle, la variance conditionnelle est donnée par :

Equation 11:

$$\sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 u_{t-1}^2 + \delta \sigma_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 I_{t-1}$$

où : $I_{t-1} = 1$ si $u_{t-1} < 0$ et 0 sinon

En cas d'effet de levier, γ devrait être positif. De plus, les conditions de non-négativité sont : $\omega_0 \geq 0$; $\omega_1 \geq 0$; $\delta \geq 0$; et $(\omega_1 + \gamma) \geq 0$.

1.1.4.3. Choix de la modélisation

Pour prendre en compte les problèmes d'hétéroscédasticité, nous avons tout d'abord eu recours à un modèle de type GARCH (1,1) pour étudier HML et SMB.

Le corrélogramme des *returns* de HML montre la présence d'autocorrélation avec une statistique Q de Ljung-Box significative dès le premier retard. Pour SMB, l'hypothèse de variable indépendante est également rejetée, bien que l'autocorrélation soit plus légère (Q-statistique significative au douzième rang). Lorsque ces tests sont conduits sur les carrés des *returns*, l'autocorrélation est présente dès le premier retard pour HML et SMB, ce qui témoigne de la présence de mémoire dans la variance. Pour traiter les problèmes d'autocorrélation, nous allons donc avoir recours à un modèle AR(1).

Pour HML, un modèle AR(1)-GARCH(1,1) n'est pas suffisant pour expliquer la *value premium*, ce qui se traduit dans notre analyse par une constante significativement différente de zéro¹⁵. Par contre, pour SMB, la constante est déjà non significative suivant cette modélisation¹⁶.

¹⁵ Voir annexe 9.

¹⁶ Voir annexe 10.

Afin d'expliquer la *value premium*, nous avons adopté la modélisation utilisée par Li, Brooks et Miffre (2008), à savoir un AR(1)-GJR-GARCH(1,1)-M (SD). L'ARCH-*in-mean* permet de lier directement le *return* attendu de HML à son risque. Nous prenons ainsi en compte les effets d'hétéroscédasticité, d'asymétrie de réaction des *returns* à des chocs positifs ou négatifs ou encore la présence éventuelle de corrélation sérielle.

Pour rappel, les variables dépendantes sont HML et SMB et les variables explicatives sont RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET. A titre d'exemple, RESCPIF est le résidu du *factor mimicking portfolio* de l'innovation dans les attentes du facteur inflation (CPIF) régressé sur la variable de marché (MARKET).

L'analyse des résultats se concentrera sur deux points principaux. D'une part, si le modèle est bien spécifié, la constante de l'équation ne devrait pas être significativement différente de zéro. D'autre part, le coefficient de sensibilité des variables à HML et SMB, plus particulièrement les signes et la significativité, nous renseigneront sur le lien entre *value premium*, *size premium* et les différentes variables explicatives.

Différents tests de robustesse ont également été réalisés afin de valider nos résultats. Nous avons ainsi étudié la présence éventuelle d'un changement structurel sur la période. Nous avons également testé la robustesse des résultats à la méthode de Lamont. Enfin, nous avons analysé la robustesse des résultats au choix des actifs de base. Pour ce faire, nous avons retenu deux classifications distinctes pour ces derniers: une classification de type FF (segmentation *value-growth* ; *small-large*) et une classification sectorielle.

1.2. Résultats empiriques

Nous avons testé la sensibilité de HML et SMB aux différentes variables économiques et financières telles que définies par CRR ou encore BRR. Comme point de référence, nous avons repris les résultats empiriques de ces derniers.

Table 4: Sensibilité observée du *return* de portefeuilles *value*, *growth*, HML, *small*, *big* et SMB à différentes variables explicatives, résultats de Burmeister, Roll & Ross (BRR - 2003)

HML est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à haut (*High*) ratio de valeur comptable sur prix de marché et d'un portefeuille à bas (*Low*) ratio de valeur comptable sur valeur de marché (par rapport au ratio moyen du marché). SMB est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à relativement faible (*small*) capitalisation boursière et d'un portefeuille à relativement haute (*big*) capitalisation boursière (par rapport à l'ensemble du marché). Une indication "-" signifie que le signe du coefficient de sensibilité à la variable explicative est négatif. "- -" signifie que la sensibilité est plus négative que celle de l'autre portefeuille de style ou de taille. Exemple : "- -" pour la sensibilité des actions *growth* à la variable inflation signifie que le coefficient est plus fortement négatif que celui des actions *value*.

	Value	Growth	HML	Small	Big	SMB
Facteurs explicatifs :						
<i>Inflation (CPI)</i>	-	- -	+	- -	-	-
<i>Cycle économique (IP)</i>	+	++	-	++	+	+
<i>Horizon (PENTE)</i>	+	++	-	+	++	-
<i>Confiance (PRISK)</i>	-	+	-	++	+	+
<i>Market Timing (MARKET)</i>	+	++	-	++	+	+

Sur base des résultats empiriques de BRR, il est intéressant de remarquer que le *return* attendu de la *value premium* est négatif. En effet, les primes de risque associées aux facteurs sont positives pour les facteurs confiance, cycle économique et *market timing*. Elles sont, par contre, négatives pour les facteurs horizon et inflation. De plus, la prime de risque associée au facteur horizon est la plus faible.

Ces résultats sont donc en apparente contradiction avec la réalisation *ex post* de la *value premium*, ce qui peut laisser penser qu'il manque une variable explicative au modèle. Forts de ce constat, nous avons inclus une prime de risque variable dans le temps, à l'instar de Li, Brooks et Miffre (2008).

Pour la *size premium* par contre, on constate une sensibilité plus grande des *small* aux facteurs de risque, à l'exception du facteur horizon (PENTE), ce qui se traduit par un

return attendu plus élevé pour les actions *small* que pour les *big*. Cela est cohérent avec les performances historiques relatives des classes d'actions *small* et *big*.

1.2.1. Analyse économique de HML

Table 5: Régression de la *value premium* (HML) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESCPIF_t + \beta_2 \cdot RESIPF_t + \beta_3 \cdot RESPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1) + \beta_7 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1} \cdot I_{t-1}$$

Les résultats sont basés sur des données couvrant la période du 31 juillet 1955 au 31 décembre 2005. HML est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à haut (*High*) ratio de valeur comptable sur prix de marché et d'un portefeuille à bas (*Low*) ratio de valeur comptable sur valeur de marché (par rapport au ratio moyen du marché). MARKET représente l'*excess return* du portefeuille de marché. Ce dernier est la moyenne pondérée par la capitalisation boursière de tous les titres des NYSE, AMEX et NASDAQ (données issues de la base de données CRSP). Pour calculer l'*excess return*, le taux du *Treasury bill* à 1 mois (données *Ibbotson Associates*) est soustrait au *return* du portefeuille de marché. HML et MARKET sont 2 des 3 facteurs du modèle de FF (1993). RESCPIF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur inflation (CPIF) régressé sur la variable de marché (MARKET). CPIF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable CPI selon la méthode de Lamont (2001). L'indice des prix à la consommation US (CPI) est le *Consumer Price Index* for All Urban Consumers, All Items calculé par l'*US Department of Labor, Bureau of Labor Statistics*. L'indice d'inflation retenu est ajusté des effets saisonniers. RESIPF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur production industrielle (IPF) régressé sur la variable de marché (MARKET). IPF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable IP selon la méthode de Lamont (2001). L'indice de production industrielle US (IP) est l'*Industrial Production* calculé par le *Board of Governors of the Federal Reserve System*. L'indice de production industrielle retenu est ajusté des effets saisonniers. RESPENTEF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur horizon (PENTEF) régressé sur la variable de marché (MARKET). PENTEF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable PENTE selon la méthode de Lamont (2001). Le risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement (PENTE), est calculé par la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*. RESPRISKF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur confiance (PRISKF) régressé sur la variable de marché (MARKET). PRISKF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable PRISK selon la méthode de Lamont (2001). La prime de risque crédit (PRISK), ou risque de confiance selon BRR, est calculé par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. AR(1) est un processus autorégressif. σ_t est une variable de risque dynamique estimée par le modèle GJR-GARCH-M (SD). Les z-stat et les p-valeurs correspondantes sont représentées pour tester l'hypothèse H_0 que la variable = 0. La p-valeur indique le seuil auquel on rejette le test compte tenu des observations. Une p-valeur de 3% indique que la variable est significativement différente de 0 à un seuil de 3%. Les z-stat sont robustes, les covariances et les erreurs-types étant calculées suivant la méthode de Bollerslev & Wooldridge (1992). Le R^2 est ajusté pour les degrés de liberté et est utilisé pour mesurer la qualité du modèle. α mesure la performance anormale du portefeuille. $\omega_0, \omega_1, \delta$ et γ sont estimés par le modèle GJR-GARCH et doivent respecter les contraintes suivantes : $\omega_0 \geq 0$; $0 \leq \omega_1 < 1$; $0 \leq \delta < 1$ et $(\omega_1 + \gamma) \geq 0$, I_{t-1} prend une valeur de 1 lorsque u_{t-1} est négatif et de 0 autrement.

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.017	1.095	0.274
RESCPIF	β_1	-0.257	-0.344	0.731
RESIPF	β_2	-7.959	-7.315	0.000
RESPENTEF	β_3	4.217	14.999	0.000
RESPRISKF	β_4	9.782	22.463	0.000
MARKET	β_5	-0.202	-11.154	0.000
AR(1)	β_6	0.108	2.547	0.011
SQRT(GARCH)	β_7	-0.793	-0.786	0.432
C	ω_0	3.430E-05	0.976	0.329
ARCH	ω_1	0.016	0.599	0.549
GARCH	δ	0.834	5.522	0.000
ASYMETRIE	γ	0.030	0.855	0.393
R^2	0.663			

Le R^2 de cette modélisation est de 66.3%. La constante (α) est non significative, ce qui tend à valider notre équation.

Les coefficients des variables MARKET et RESIPF sont conformes aux résultats obtenus par BRR. Les sensibilités relatives des actions *value* et *growth* à ces variables sont positives et plus fortes pour les actions *growth* que pour les actions *value*. A l'instar de Vassalou (2003), ces résultats tendent à confirmer le lien entre HML et la croissance future.

La variable inflation (RESCPIF) est, par contre, non significative et son signe n'est pas conforme aux attentes de BRR avec une sensibilité négative. En analysant séparément la sensibilité des actions *value* et *growth* aux innovations sur la variable inflation, on observe que le coefficient de sensibilité est négatif pour les actions *value* ce qui est, par contre, comme attendu. En effet, une révision à la hausse des attentes d'inflation doit se traduire par une progression des attentes au niveau des taux directeurs et, donc, par une baisse de la croissance attendue et des *returns* des actions. C'est au niveau des actions *growth* que le coefficient de sensibilité est légèrement positif. Le renforcement du lien entre inflation et croissance, avec la hausse de la crédibilité des Banques Centrales, peut expliquer que les actions *growth* réagissent positivement aux signaux d'inflation.

Le coefficient de la variable RESPENTEF est positif et significatif, ce qui semble indiquer que la *value premium* augmente lorsque cette prime de risque pour détenir des actifs à plus long terme diminue (le *return* des obligations à long terme est supérieur à celui des placements monétaires). A nouveau, ces résultats ne sont pas en ligne avec ceux de BRR, qui indiquent une sensibilité plus grande des actions *growth* par rapport aux *value*. Individuellement, les actions *value* ont une sensibilité positive à la variable RESPENTEF comme indiqué par BRR. Ce sont, par contre, les actions *growth* qui affichent une sensibilité négative, ce qui explique le coefficient positif de β_1 . En termes de courbe des taux, lorsqu'on observe un aplatissement ($RESPENTEF > 0$), cela traduit généralement une anticipation de ralentissement de l'activité économique. L'inverse s'applique pour une pentification de la courbe. Dans ce cadre, une nouvelle fois, les actions *value* tendent à afficher une performance supérieure aux actions *growth* dans un contexte de ralentissement économique. Malheureusement, la relation entre marchés

d'actions et d'obligations n'est pas stable dans le temps. De plus, depuis les années quatre-vingt, plus que l'anticipation d'un ralentissement économique, c'est la baisse structurelle de l'inflation qui explique en bonne partie la performance des obligations d'Etats à long terme. Rappelons également qu'il subsiste des problèmes de corrélations sérielles dans notre variable RESPENTEF, ce qui limite également la portée des interprétations.

Le coefficient de RESPRISKF est positif et significatif, ce qui indique que la *value premium* augmente lorsque la prime de risque crédit diminue. En effet, si le *return* des obligations du secteur privé est supérieur à celui des obligations gouvernementales de même maturité, on considère que la prime de risque diminue (ou encore que la confiance augmente). Ce résultat n'est pas en ligne avec BRR mais il tendrait, par contre, à confirmer l'explication privilégiée par FF pour expliquer la *value premium*, à savoir que cette prime pourrait provenir d'un risque de défaillance des actions *value*. Vassalou & Xing (2005) mettent également en évidence le lien entre HML et le risque de défaut. Notre procédure pour extraire la variable anticipée de PRISK explique peut-être les différences observées au niveau des résultats. Bien que PRISK soit une variable de marché¹⁷, nous appliquons également une approche par *factor mimicking portfolios*. En effet, ce qui nous intéresse c'est la réaction des marchés d'actions, dont la variable dépendante est issue, à une innovation sur notre variable explicative.

Le coefficient de la variable *momentum*, représentée par l'AR(1), est positif et significatif, ce qui indique la présence d'une tendance dans la *value premium*. Une telle évolution est plus difficilement explicable dans le cadre de la finance rationnelle. Par contre, cela peut s'expliquer par une sous-réaction des investisseurs aux informations nouvelles, comme mis en évidence par la finance comportementale.

Le lien entre HML et la variable volatilité n'est pas significatif mais cette dernière est indispensable pour assurer une constante non significative¹⁸. Par ailleurs, sur base de ce modèle complet, il ne semble pas y avoir d'asymétrie dans les chocs de volatilité.

¹⁷ Rappelons que PRISK et PENTE étant des données de marché, elles auraient pu être utilisées directement dans notre équation (à l'image de BRR).

¹⁸ Voir les résultats sans la variable volatilité en annexe 14.

1.2.2. Analyse économique de SMB

Table 6: Régression de la *size premium* (SMB) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESCPIF_t + \beta_2 \cdot RESIPF_t + \beta_3 \cdot RESPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1) + \beta_7 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

SMB est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à relativement faible (*small*) capitalisation boursière et d'un portefeuille à relativement haute (*big*) capitalisation boursière (par rapport à l'ensemble du marché).

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.002	-0.418	0.676
RESCPIF	β_1	0.792	0.843	0.399
RESIPF	β_2	15.500	12.124	0.000
RESPENTEF	β_3	-0.426	-1.142	0.254
RESPRISKF	β_4	4.599	8.080	0.000
MARKET	β_5	0.186	8.331	0.000
AR(1)	β_6	-0.017	-0.372	0.710
SQRT(GARCH)	β_7	0.178	0.645	0.519
C	ω_0	4.800E-05	2.507	0.012
ARCH	ω_1	0.167	1.611	0.107
GARCH	δ	0.774	9.275	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.100	-1.083	0.279
R^2	0.496			

Une limite de l'analyse sur SMB est que cette variable couvre l'entièreté des titres de l'échantillon de FF et qu'il y a donc des titres communs entre la variable dépendante et le *factor mimicking portfolio*. Pour éviter cet effet, nous avons construit une variable $SMB2 = 1/2 (small\ value + small\ growth) - 1/2 (big\ value + big\ growth)$ qui ne comprend que des portefeuilles strictement différents de ceux utilisés pour construire nos *factor mimicking portfolios*. Cependant, les résultats observés pour SMB2 sont très proches de ceux pour SMB. Dans ce contexte, ce sont les résultats sur SMB que nous présentons dans le corps du texte afin de conserver la variable originale de FF. Les résultats sur SMB2 sont disponibles en annexe 13.

Le R^2 est ici de 49.6% et la constante est à nouveau non significative.

Le coefficient de sensibilité (β_1) de la variable RESCPIF est positif et non significatif. L'analyse sur *small* et *big* fait apparaître un coefficient négatif pour *big*, mais positif

pour les *small*. Une nouvelle fois, le renforcement du lien entre inflation et cycle économique pourrait expliquer la plus grande sensibilité des *small*.

Les coefficients des variables RESIPF, RESPRISKF et MARKET sont positifs et significatifs, ce qui indique que la *size premium* augmente avec ces différents facteurs de risque, ce qui est en ligne avec les résultats de BRR. La *size premium* semble donc s'inscrire dans une explication rationnelle avec une sensibilité plus grande aux principaux facteurs de risque.

Le coefficient de RESPENTEF est négatif¹⁹, ce qui est conforme à BRR, mais non significatif. Un coefficient négatif pourrait s'expliquer une nouvelle fois par la sensibilité des actions *small* à la croissance économique. Lorsque la croissance attendue est à la baisse et que l'on assiste à une recherche de sécurité via les obligations d'Etat, les actions *small* tendent à moins bien performer que les actions *big*. L'instabilité de la relation entre actions et obligations et la présence de corrélation sérielle nous pousse cependant à une certaine prudence dans l'utilisation de cette variable.

Notons que, pour SMB, la variable *momentum* est non significative et la variable volatilité n'est pas nécessaire pour avoir une constante non significative²⁰. Ces deux dernières variables semblent donc liées plus spécifiquement à l'effet *value*.

¹⁹ Ce qui indique que la *size premium* augmente lorsque la prime de risque à long terme augmente (le *return* des obligations à long terme est inférieur à celui des placements monétaires).

²⁰ Voir annexes 15 et 16.

1.3. Tests de robustesse

Afin de tester la robustesse des résultats obtenus au point précédent, nous avons réalisé trois types de tests. Dans un premier temps, nous avons analysé la présence éventuelle d'un changement structurel sur la période. Pour ce faire, nous avons eu recours à un test de Wald.

Dans un second temps, nous avons étudié la sensibilité des résultats à la méthodologie retenue pour prendre en compte les innovations dans les attentes sur les variables explicatives, à savoir la méthode de Lamont. Nous avons ainsi étudié les résultats lorsque la composante innovation est obtenue sur base des résidus d'un ARMA (1,1).

Enfin, nous avons analysé les résultats lorsque les portefeuilles d'actifs de base ne sont plus issus des portefeuilles classés suivant la segmentation taille/style, mais sur une base sectorielle. Par ailleurs, cette dernière méthode présente l'avantage d'une interprétation économique plus directe par le lien entre la performance sectorielle et l'activité économique.

1.3.1. Test de changement structurel

Afin de tester la présence éventuelle d'un changement structurel, nous avons eu recours au test de Wald. Nous testons ainsi si les coefficients des paramètres de notre équation sont les mêmes sur les différents sous-échantillons. La statistique de Wald a une distribution chi-carré à $(m-1).k$ degrés de liberté, où m représente le nombre de sous-échantillons et k le nombre de paramètres dans l'équation.

Nous avons divisé la période d'étude 31 juillet 1955 au 31 décembre 2005 en deux sous-périodes : 31 juillet 1955 – 31 décembre 1980 et 31 janvier 1981 – 31 décembre 2005. Cette segmentation n'est pas basée sur la recherche d'un événement économique particulier mais vise simplement à séparer l'échantillon en deux sous-périodes de tailles semblables (respectivement 306 et 300 observations).

Nous avons réestimé nos différentes variables sur les deux sous-périodes. Pour la période 31 juillet 1955 à 31 décembre 1980, nous avons ainsi les nouvelles variables RESCPIF1, RESIPF1, RESPENTE1, RESPRISK1 et MARKET1. Les variables RESCPIF2, RESIPF2, RESPENTE2, RESPRISK2 et MARKET2 couvrent la seconde partie de l'échantillon. Nous testons enfin, sur l'ensemble la période 31 juillet 1955 à 31 décembre 2005, la stabilité des coefficients des différentes variables.

Nous avons effectué un test joint et un test de changement structurel sur les variables prises individuellement.

Table 7: Régression de la *value premium* (HML) sur les variables RESCPIF1, RESCPIF2, RESIPF1, RESIPF2, RESPENTE1, RESPENTE2, RESPRISK1, RESPRISK2, MARKET1 et MARKET2, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESCPIF1_t + \beta_2 \cdot RESCPIF2_t + \beta_3 \cdot RESIPF1_t + \beta_4 \cdot RESIPF2_t + \beta_5 \cdot RESPENTE1_t + \beta_6 \cdot RESPENTE2_t + \beta_7 \cdot RESPRISK1_t + \beta_8 \cdot RESPRISK2_t + \beta_9 \cdot MARKET1_t + \beta_{10} \cdot MARKET2_t + \beta_{11} \cdot AR(1) + \beta_{12} \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Les variables « 1 » ont été estimées sur la première partie de l'échantillon, soit la période 31 juillet 1955 au 31 décembre 1980. Les variables « 2 » ont été estimées sur la seconde période, soit du 31 janvier 1981 au 31 décembre 2005.

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.006	-0.719	0.472
RESCPIF1	β_1	2.665	2.569	0.010
RESCPIF2	β_2	-3.772	-5.280	0.000
RESIPF1	β_3	-5.092	-4.246	0.000
RESIPF2	β_4	-8.184	-6.242	0.000
RESPENTE1	β_5	2.508	6.617	0.000
RESPENTE2	β_6	3.715	11.280	0.000
RESPRISK1	β_7	5.296	11.525	0.000
RESPRISK2	β_8	3.857	4.022	0.000
MARKET1	β_9	-0.122	-6.850	0.000
MARKET2	β_{10}	-0.343	-18.249	0.000
AR(1)	β_{11}	0.132	2.707	0.007
SQRT(GARCH)	β_{12}	0.624	1.358	0.174
C	ω_0	2.390E-05	1.788	0.074
ARCH	ω_1	0.047	2.034	0.042
GARCH	δ	0.869	17.266	0.000
ASYMETRIE	γ	0.022	0.984	0.325
R^2	0.578			

Le tableau fait apparaître qu'en dehors de la variable inflation, le signe des coefficients des variables reste identique entre les périodes 1 et 2.

Cependant, le test de Wald de stabilité jointe des différentes variables dans le temps est rejeté à un seuil de 1% (F-statistique de 26.56, voir annexe 17).

Lorsqu'on étudie les variables individuellement²¹, les tests de Wald font apparaître que la stabilité des coefficients entre les deux sous-périodes est rejetée pour les variables RESCPIF, RESPENTEF et MARKET. La stabilité de la variable RESIPF n'est, par contre, pas rejetée à un seuil de 8% et la variable RESPRISKF à un seuil de 22%.

1.3.2. Sensibilité des résultats à la construction de la variable explicative

En lieu et place de la méthode de Lamont pour extraire l'innovation dans les anticipations des variables économiques futures, nous avons appliqué une méthodologie en deux étapes.

Dans une première étape, nous avons régressé par moindres carrés ordinaires la variable économique sur un processus ARMA (1,1). Nous avons alors extrait les résidus de cette régression, ces derniers représentant la composante non-anticipée de la variable économique. Dans une seconde étape, la valeur future²² (+12 mois) de cette composante non-anticipée a été régressée sur les portefeuilles d'actifs de base. Le *fit* de cette équation constitue alors notre variable future non-anticipée, à l'image des variables issues de la méthodologie de Lamont. Les variables explicatives sont alors UCPIF, UIPF, UPRISKF et UPENTEF, U pour non-attendu (*unexpected*) et F pour *factor mimicking portfolios*. Ces différentes variables sont alors régressées sur MARKET et les résidus obtenus constituent les variables économiques retenues (RESUCPIF, RESUIPF, RESUPENTEF et RESUPRISKF). Les tests ne font pas apparaître de corrélation sérielle, ce qui conforte le caractère non-anticipé des différentes variables.

²¹ Voir annexes 17 à 22.

²² Pour les variables PENTE et PRISK, on travaille par contre en t sur t puisque que les données brutes sont déjà des variables de marché.

Table 8: Régression de la *value premium* (HML) sur les variables RESUCPIF, RESUIPF, RESUPENTEF, RESUPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESUCPIF_t + \beta_2 \cdot RESUIPF_t + \beta_3 \cdot RESUPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESUPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1) + \beta_7 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

RESUCPIF est le résidu du *factor mimicking* de la composante non-anticipée du facteur inflation (UCPIF) régressé sur la variable de marché (MARKET). UCPI est la composante non-anticipée de la variable CPI obtenue par résidu d'un ARMA(1,1) sur CPI. UCPIF est le *factor mimicking* de UCPI, obtenu par le *fit* de la régression de UCPI sur les six portefeuilles d'actifs de base segmentés par des critères de style et de taille. RESUIPF est le résidu du *factor mimicking* de la composante non-anticipée du facteur production industrielle (UIPF) régressé sur la variable de marché (MARKET). UIP est la composante non-anticipée de variable IP obtenue par résidu d'un ARMA(1,1) sur IP. UIPF est le *factor mimicking* de UIP, obtenu par le *fit* de la régression de UIP sur les six portefeuilles d'actifs de base segmentés par des critères de style et de taille. RESUPENTEF est le résidu du *factor mimicking* de la composante non-anticipée du facteur horizon (UPENTEF) régressé sur la variable de marché (MARKET). UPENTE est la composante non-anticipée de variable PENTE obtenue par résidu d'un ARMA(1,1) sur PENTE. UPENTEF est le *factor mimicking* de UPENTE, obtenu par le *fit* de la régression de UPENTE sur les six portefeuilles d'actifs de base segmentés par des critères de style et de taille. Le risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement (PENTE), est calculé par la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*. RESUPRISKF est le résidu du *factor mimicking* de la composante non-anticipée du facteur confiance (UPRISKF) régressé sur la variable de marché (MARKET). UPRISK est la composante non-anticipée de variable PRISK obtenue par résidu d'un ARMA(1,1) sur PRISK. UPRISKF est le *factor mimicking* de UPRISK, obtenu par le *fit* de la régression de UPRISK sur les six portefeuilles d'actifs de base segmentés par des critères de style et de taille. La prime de risque crédit (PRISK), ou risque de confiance selon BRR, est calculée par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. AR(1) est un processus autorégressif. σ_t est une variable de risque dynamique estimée par le modèle GJR-GARCH-M (SD).

Variables		Coefficients	Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.012	0.934	0.350
RESUCPIF	β_1	17.622	5.338	0.000
RESUIPF	β_2	-4.378	-6.692	0.000
RESUPENTEF	β_3	4.078	20.087	0.000
RESUPRISKF	β_4	6.601	11.637	0.000
MARKET	β_5	-0.253	-14.279	0.000
AR(1)	β_6	0.109	2.708	0.007
SQRT(GARCH)	β_7	-0.434	-0.529	0.597
C	ω_0	3.370E-05	0.894	0.371
ARCH	ω_1	0.021	0.681	0.496
GARCH	δ	0.834	5.071	0.000
ASYMETRIE	γ	0.026	0.693	0.489
R^2		0.660		

Les résultats obtenus par la méthode en deux étapes confirment ceux de la méthode de Lamont. La constante est non significative comme attendu. Le signe des coefficients des variables production industrielle (RESUIPF) et marché est toujours négatif et significatif. Pour les variables confiance (RESUPRISKF) et horizon (RESUPENTE), les coefficients sont toujours positifs et significatifs. Le coefficient de la variable *momentum* (AR(1)) est également positif et significatif.

Seule la variable RESUCPIF change de signe par rapport aux résultats suivant la méthode de Lamont, mais rappelons que cette variable inflation n'était pas significative dans cette dernière configuration.

Pour SMB et SMB2, les résultats sont également en ligne avec la configuration suivant la méthode de Lamont (voir annexes 23 et 24).

Cela nous pousse à la conclusion qu'un simple processus ARMA tend à incorporer les innovations sur les variables explicatives avec une efficacité comparable à celle obtenue par l'incorporation des variables retardées PENTY, PRISKY et RF suivant la méthode de Lamont.

1.3.3. Sensibilité des résultats aux actifs de base

Pour rappel, les variables explicatives présentées à ce stade, soit les *factor mimicking portfolios*, ont été construits sur base de six portefeuilles d'actifs de base issus de l'univers taille/style de FF (mais strictement différents des portefeuilles utilisés pour construire HML). Afin de tester l'influence du choix des portefeuilles de base sur les résultats, nous avons construit une nouvelle série de *factor mimicking portfolios* à partir d'actifs de base sectoriels. Nous avons ici eu recours aux dix portefeuilles sectoriels disponibles sur le site de Kenneth French. Les facteurs ont été construits sur base de la méthode de Lamont.

Table 9: Régression de la *value premium* (HML) sur les variables RESSECTCPIF, RESSECTIPF, RESSECTPENTEF, RESSECTPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESSECTCPIF_t + \beta_2 \cdot RESSECTIPF_t + \beta_3 \cdot RESSECTPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESSECTPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1) + \beta_7 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

RESSECTCPIF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur inflation (SECTCPIF) régressé sur la variable de marché (MARKET). « SECT » fait référence aux dix secteurs de base utilisés pour construire les *factor mimicking*. SECTCPIF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable CPI selon la méthode de Lamont (2001). RESSECTIPF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur production industrielle (SECTIPF) régressé sur la variable de marché (MARKET). SECTIPF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable IP selon la méthode de Lamont (2001). RESSECTPENTEF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur horizon (SECTPENTEF) régressé sur la variable de marché (MARKET). SECTPENTEF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable SECTPENTE selon la méthode de Lamont (2001). Le risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement (PENTE), est calculé par la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*. RESSECTPRISKF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur confiance (SECTPRISKF) régressé sur la variable de marché (MARKET). SECTPRISKF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable SECTPRISK selon la méthode de Lamont (2001). La prime de risque crédit (PRISK), ou risque de confiance selon BRR, est calculé par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. AR(1) est un processus autorégressif. σ_t est une variable de risque dynamique estimée par le modèle GJR-GARCH-M (SD).

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.005	-1.397	0.162
RESSECTCPIF	β_1	1.518	7.640	0.000
RESSECTIPF	β_2	-2.923	-2.357	0.018
RESSECTPENTEF	β_3	1.554	13.471	0.000
RESSECTPRISKF	β_4	4.076	6.734	0.000
MARKET	β_5	-0.198	-8.292	0.000
AR(1)	β_6	0.198	5.293	0.000
SQRT(GARCH)	β_7	0.488	2.459	0.014
C	ω_0	2.140E-05	2.837	0.005
ARCH	ω_1	0.011	0.748	0.454
GARCH	δ	0.868	31.970	0.000
ASYMETRIE	γ	0.149	3.292	0.001
R^2	0.374			

Les résultats sont cohérents lorsqu'on passe des actifs de base segmentés par taille/style à des actifs sectoriels. Tous les coefficients ont le même signe dans les deux spécifications et la constante est à nouveau non significative. De plus, ces résultats confirment ceux de Vassalou (2003), à savoir une robustesse des résultats au choix des actifs de base.

Table 10: Régression de la *size premium* (SMB) sur les variables RESSECTCPIF, RESSECTIPF, RESSECTPENTEF, RESSECTPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESSECTCPIF_t + \beta_2 \cdot RESSECTIPF_t + \beta_3 \cdot RESSECTPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESSECTPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1) + \beta_7 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Variables		Coefficients	Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.004	-0.965	0.334
RESSECTCPIF	β_1	-0.569	-2.727	0.006
RESSECTIPF	β_2	1.347	0.818	0.413
RESSECTPENTEF	β_3	-0.164	-1.106	0.269
RESSECTPRISKF	β_4	3.196	5.790	0.000
MARKET	β_5	0.171	6.061	0.000
AR(1)	β_6	0.029	0.653	0.514
SQRT(GARCH)	β_7	0.202	1.114	0.265
C	ω_0	4.660E-05	2.872	0.004
ARCH	ω_1	0.170	2.215	0.027
GARCH	δ	0.780	17.169	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.014	-0.204	0.838
R^2		0.100		

Pour SMB, en dépit d'une forte baisse du pouvoir explicatif de la modélisation, les résultats sont conformes à ceux obtenus avec des actifs de base segmentés par taille/style lorsque l'on passe à des actifs de base sectoriels. Tous les coefficients affichent des signes similaires et la constante est à nouveau non significative.

La détérioration des résultats semble assez logique étant donné que la variable à expliquer est une variable de style. Le fait de passer par des actifs de base sectoriels produit donc des résultats moins favorables, mais conformes.

1.4. Spécification « Macro Style » et News impact curves

Forts des résultats déjà obtenus, nous avons opté pour une équation simplifiée en privilégiant les variables ayant l'interprétation économique la plus directe. Nous avons appelé « *Macro Style* » notre spécification basée sur des variables dérivées de BRR, et dont les actifs de base utilisés pour construire les *factor mimicking portfolios* sont issus d'une segmentation par style (*value/growth*) et par taille (*small/big*).

Dans ce contexte, nous n'avons pas retenu les variables RESCPIF et RESPENTEF.

Au niveau de la variable inflation (RESCPIF), elle apparaît non significative et le test de changement structurel nous indique une instabilité de la relation avec HML sur l'échantillon étudié. C'est ainsi la seule variable qui présente un changement dans le signe du coefficient entre les deux sous-périodes (31/07/1955 - 31/12/1980 et 31/01/1981 - 31/12/2005). A ce titre, la relation entre l'inflation et les marchés d'actions nous semble avoir évolué avec la hausse de la crédibilité des Banques Centrales dans leur lutte contre l'inflation. Actuellement, les Banques Centrales ajustant rapidement leurs taux directeurs à la hausse, le risque de dérapages préjudiciables à la croissance à long terme est minimisé. La hausse de l'inflation étant généralement considérée comme maîtrisée, il n'est donc pas étonnant de retrouver empiriquement un lien positif entre cette variable inflation et les marchés boursiers. Nous préférons dès lors reprendre une variable qui représente de manière plus directe la croissance, à savoir RESIPF (innovation dans les attentes sur la croissance de la production industrielle).

Nous avons également supprimé la variable RESPENTEF. En effet, il nous semble qu'il y a ambiguïté entre, d'une part, une interprétation de diminution du risque lorsque les taux à long terme sont à la baisse et, d'autre part, un phénomène de recherche de qualité dans un contexte négatif pour les marchés boursiers. L'analyse descriptive de PENTE met également en évidence le caractère particulier des dernières années de l'échantillon, qui ont été marquées par une forte baisse des taux. Ce point est à mettre en parallèle avec la forte baisse de l'inflation à partir des années quatre-vingt. La crédibilité de la Réserve Fédérale américaine dans sa mission de lutte contre l'inflation a eu, ici, pour

effet supplémentaire de diminuer la prime de risque liée à une hausse inattendue de l'inflation.

Les variables retenus sont donc les suivantes :

- **MARKET**, variable incontournable pour expliquer les *returns* des actions. Outre la référence au CAPM, cette variable est également reprise par BRR et par FF.
- **RESIPF** pour son lien avec les innovations dans les attentes de croissance économique future, à l'instar de Vassalou (2003).
- **RESPRISKF** offre une interprétation directe à l'explication proposée par FF pour la *value premium*, à savoir un risque de défaut plus important. Cette variable est également mise en évidence par Vassalou & Xing (2004).

Au niveau de la modélisation, nous avons adopté un AR(1) - GJR-GARCH-M, ce qui suppose l'incorporation d'une variable de type *momentum* (AR(1)), une variable volatilité et la prise en compte de l'asymétrie dans la réaction des actifs financiers à des chocs positifs ou négatifs.

Les actifs de base utilisés pour construire les *factor mimicking portfolios* sont issus des portefeuilles classés selon des critères de taille/style disponibles sur le site de Kenneth French. Nos variables ont été développées suivant la méthode de Lamont, avec six portefeuilles d'actifs de base.

1.4.1. HML : équation Macro Style

Table 11: Régression de la *value premium* (HML) sur les variables RESIPF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = c + \beta_1 \cdot RESIPF_t + \beta_2 \cdot RESPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \beta_4 \cdot AR(1) + \beta_5 \cdot \sigma_t + \varepsilon_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.002	-0.663	0.507
RESIPF	β_1	-8.987	-8.962	0.000
RESPRISKF	β_2	2.363	6.070	0.000
MARKET	β_3	-0.201	-8.708	0.000
AR(1)	β_4	0.197	4.840	0.000
SQRT(GARCH)	β_5	0.341	1.805	0.071
C	ω_0	2.150E-05	2.605	0.009
ARCH	ω_1	0.047	1.721	0.085
GARCH	δ	0.856	24.249	0.000
ASYMETRIE	γ	0.110	2.196	0.028
R^2	0.263			

Le R^2 de cette modélisation est de 26.3%, soit en baisse par rapport à l'équation complète (66.6%). La constante (α) est non significative, ce qui tend à valider notre équation. Nous observons une relation négative et significative avec HML pour RESIPF et MARKET, ce qui signifie un *return* attendu plus élevé pour les actions *growth* par rapport aux actions *value*. La relation entre HML et RESIPF est conforme aux résultats obtenus par BRR. Le coefficient de RESPRISKF apparaît positif et significatif. Cela va à l'encontre des observations de BRR, mais rappelons que ces derniers utilisent la variable brute issue des marchés obligataires et que nous avons, par contre, recours à des *factor mimicking portfolios* pour la variable RESPRISKF. De plus, ce résultat valide l'hypothèse de FF pour expliquer la *value premium*, à savoir une rémunération pour un risque de défaillance. Vassalou & Xing (2005) mettent également en évidence le lien entre les facteurs HML et SMB et le risque de défaut.

Le coefficient de la variable *momentum*, représentée par l'AR(1), reste positif et significatif, ce qui indique la présence d'une tendance dans la *value premium*.

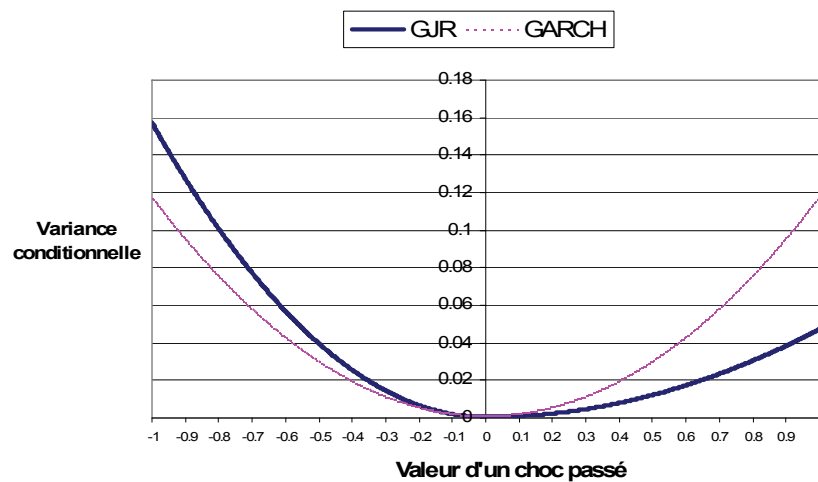
Le lien entre HML et la variable volatilité n'est significative qu'à un seuil de 7%, mais cette variable reste indispensable pour assurer une constante non significative. HML semble donc lié positivement au risque de volatilité. De plus, il apparaît que la volatilité des actions *value* est plus sensible à des chocs négatifs que les actions *growth*. Ce comportement asymétrique face au risque est un argument supplémentaire pour expliquer la *value premium*. Cela va dans le sens des résultats de Zhang (2005). Notons qu'en présence de la variable RESPENTEF, cet effet asymétrique disparaît.

Afin d'illustrer le caractère asymétrique de la réaction des actions *value* et *growth* à des chocs positifs ou négatifs, nous avons représenté graphiquement la relation par *news impact curves*.

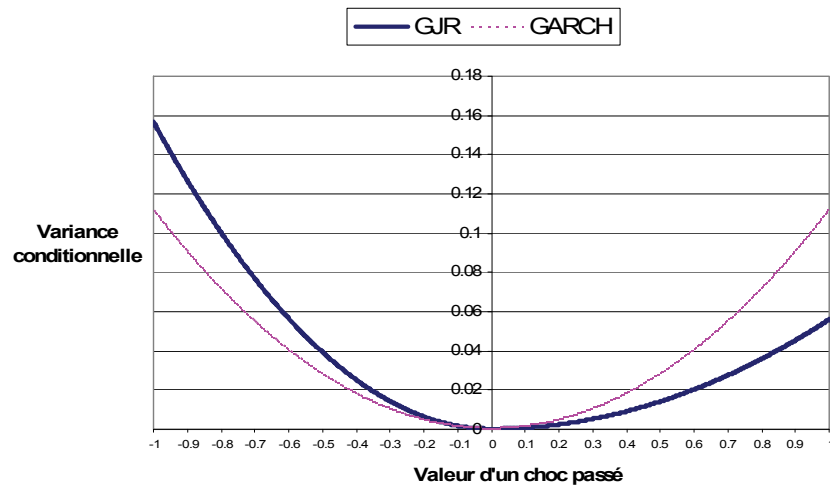
1.4.2. HML et News impact curves

Les *News impact curves* représentent le lien entre différentes valeurs positives ou négatives du terme d'erreur passé u_{t-1} et la variance conditionnelle de la période suivante σ_t^2 pour un modèle donné. Les graphiques ci-dessous représentent donc la variance conditionnelle du modèle $Y_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESIPF_t + \beta_2 \cdot RESPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \beta_4 \cdot AR(1) + \beta_5 \cdot \sigma_t + \varepsilon_t$ pour différentes valeurs de u_{t-1} comprises entre -1 et +1. Pour modéliser la variance conditionnelle, nous avons donc recours d'une part à un modèle GARCH ($\sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$) et d'autre part à un GJR-GARCH ($\sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1} \cdot I_{t-1}$). Les variables dépendantes (Y_t) sont HML, *value* et *growth*.

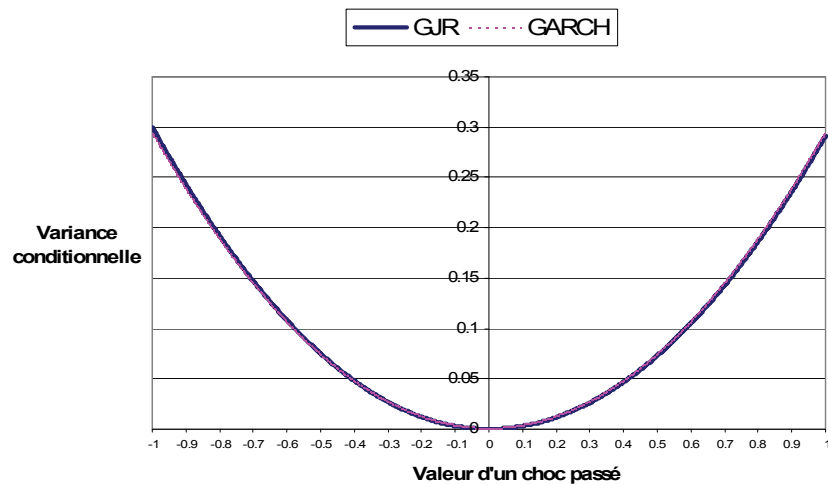
Figure 9: HML : *News impact curves* (31/07/1955 – 31/12/2005)



HML affiche une réaction asymétrique aux chocs positifs et négatifs avec une sensibilité plus grande aux risques négatifs. Cela confirme les résultats obtenus par Zhang (2005). Cependant, il convient d'analyser l'origine de ce caractère asymétrique : une asymétrie aux chocs positifs des actions *growth* ou une asymétrie aux chocs négatifs des actions *value*, voire une combinaison des deux effets ?

Figure 10: *Value* : News impact curves (31/07/1955 – 31/12/2005)

Les actions *value* affichent effectivement une sensibilité plus grande aux chocs négatifs, ce qui constitue un élément important de la *value premium*. Il est néanmoins intéressant de voir également la sensibilité des actions *growth*.

Figure 11: *Growth* : News impact curves (31/07/1955 – 31/12/2005)

L'effet asymétrique à des chocs passés apparaît clairement comme un effet *value* au travers des *news impact curves*. Les actions *growth* tendent en effet à réagir de manière similaire aux chocs positifs et négatifs.

1.4.3. SMB : équation Macro Style

Table 12: Régression de la *size premium* (SMB) sur les variables RESIPF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB_t = c + \beta_1 \cdot RESIPF_t + \beta_2 \cdot RESPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \beta_4 \cdot AR(1) + \beta_5 \cdot \sigma_t + \varepsilon_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Variables		Coefficients	Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.000	-0.076	0.939
RESIPF	β_1	11.160	9.950	0.000
RESPRISKF	β_2	5.774	14.571	0.000
MARKET	β_3	0.182	8.258	0.000
AR(1)	β_4	-0.009	-0.190	0.849
SQRT(GARCH)	β_5	0.085	0.361	0.718
C	ω_0	4.340E-05	2.713	0.007
ARCH	ω_1	0.171	1.697	0.090
GARCH	δ	0.788	10.850	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.106	-1.157	0.247
R^2		0.455		

La constante est, comme attendu, non significative. Cette équation affiche un R^2 de 45.5%, soit en légère baisse par rapport à la configuration complète (49.6%). Le signe des coefficients de RESIPF, RESPRISKF et MARKET est positif et significatif. Cela tend à donner une explication rationnelle à la *size premium*, à savoir une exposition plus grande à différents facteurs de risque.

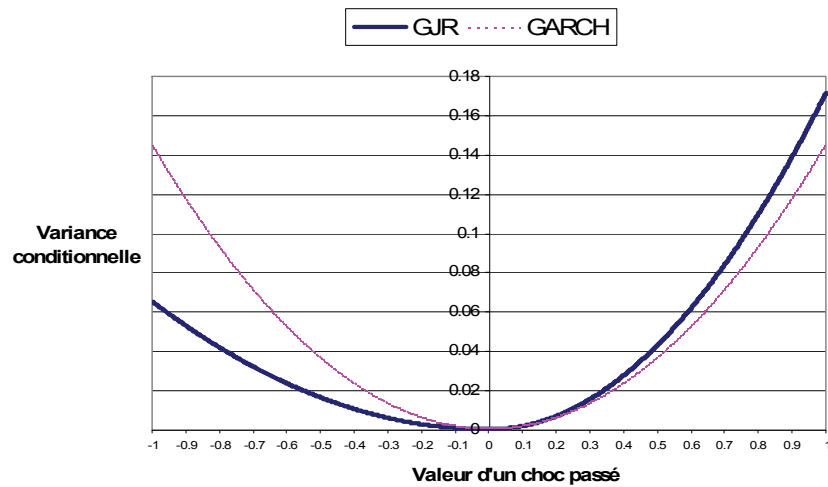
Par contre, les facteurs AR(1) et volatilité sont non significatifs. Les *small* apparaissent donc, comme attendu, plus sensibles au cycle économique, au risque crédit et au marché. Ces résultats sont en ligne avec ceux obtenus par Vassalou (2003) ou encore Vassalou & Xing (2005).

Les résultats pour SMB2 sont une nouvelle fois en ligne et se retrouvent en annexe 25.

Pour analyser la sensibilité des actions *small* et *big* à des chocs positifs ou négatifs, nous affichons les *news impact curves* de SMB, *small* et *big*.

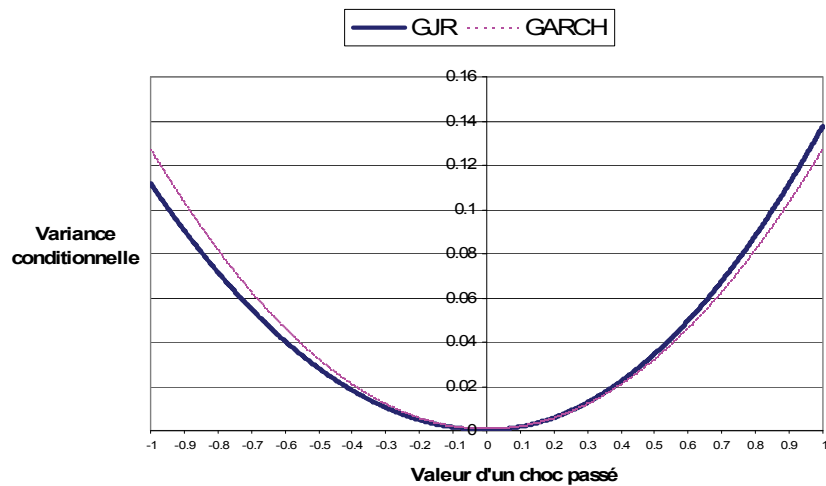
1.4.4. SMB et news impact curves

Figure 12: SMB : News impact curves (31/07/1955 – 31/12/2005)

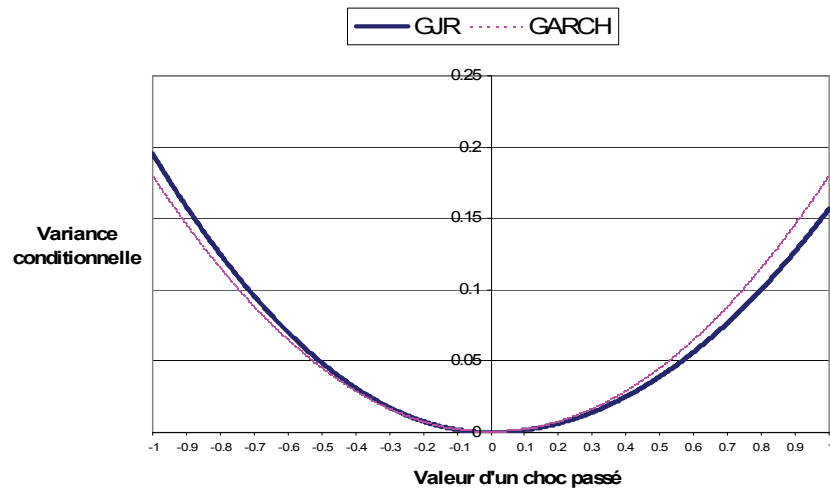


SMB affiche une réaction asymétrique aux chocs positifs et négatifs avec une sensibilité plus grande aux chocs positifs. Il s'agit là d'un résultat assez surprenant et difficile à interpréter. Nous allons passer à une analyse individuelle des actions *small* et *big* pour tenter de mieux comprendre cette observation.

Figure 13: Small : News impact curves (31/07/1955 – 31/12/2005)



Les actions *small* affichent une légère asymétrie en faveur des chocs positifs, mais cette dernière est non significative.

Figure 14: *Big* : News impact curves (31/07/1955 – 31/12/2005)

Les actions *big* affichent également une légère asymétrie, mais ici en faveur des chocs négatifs. L'effet est ici également non significatif. C'est donc la combinaison des deux effets sur les *small* et les *big* qui rend l'effet significatif sur SMB. L'interprétation semble donc difficile. Une piste est qu'en cas de choc négatif, les actions *big* sont vendues en premier sur base d'une liquidité plus importante, réagissant donc plus rapidement.

1.5. Spécification « Macro Secteur »

Comme alternative à notre modèle *Macro Style*, dont les actifs de base sont issus d'une segmentation taille/style, nous avons également développé une spécification *Macro Secteur* dont les actifs de base sont sectoriels.

Table 13: Régression de la *value premium* (HML) sur les variables RESSECTIPF, RESSECTPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESSECTIPF_t + \beta_2 \cdot RESSECTPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \beta_4 \cdot AR(1) + \beta_5 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1} \cdot I_{t-1}$$

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.005	-1.185	0.236
RESSECTIPF	β_1	-3.290	-2.331	0.020
RESSECTPRISKF	β_2	1.545	4.000	0.000
MARKET	β_3	-0.185	-10.390	0.000
AR(1)	β_4	0.179	3.922	0.000
SQRT(GARCH)	β_5	0.439	2.044	0.041
C	ω_0	2.520E-05	2.390	0.017
ARCH	ω_1	0.028	1.214	0.225
GARCH	δ	0.867	25.704	0.000
ASYMETRIE	γ	0.124	3.316	0.001
R^2	0.179			

Confirmant nos tests de robustesse, les résultats sont en ligne avec la spécification *Macro Style*. En dépit d'une baisse du R^2 (de 26.3% à 17.9%), les signes de tous les coefficients sont respectés et toutes les variables sont significatives. La constante est par contre, comme attendu, non significative.

Les conclusions sont identiques pour SMB²³. Le recours à cette spécification doit nous permettre d'analyser l'influence du choix des actifs de base dans l'optique de comparaison de modèles de la seconde section de notre partie II. Cette spécification sera également testée comme outil de prévision dans la partie III.

²³ Voir annexe 26.

1.6. Conclusions

Dans la première section de la partie II, nous avons étudié le lien entre HML, SMB et différentes variables dérivées du modèle de Burmeister, Roll et Ross (BRR - 2003). Notre but était, à l'instar de Vassalou (2003), de donner une interprétation économique aux facteurs HML et SMB.

Il ressort de notre analyse que le facteur de marché et les innovations dans les attentes sur la production industrielle ne permettent pas de comprendre la *value premium*. En effet, ces deux facteurs sont davantage liés à la performance des actions *growth* qu'à celle des actions *value*. Sur cette base, le *return* attendu des *growth* devrait être supérieur à celui des *value*. Notons cependant que ces résultats sont conformes à ceux de BRR.

Les actions *growth* sont également plus sensibles à la variable horizon (PENTE) que les actions *value*. C'est une nouvelle fois conforme aux résultats de BRR. Cependant, la prime de risque liée à ce facteur étant négative, le *return* attendu est ici positif pour la *value premium*.

Par contre, nos résultats diffèrent de BRR pour les deux dernières variables. Les actions *value* apparaissent plus sensibles (négativement) aux innovations dans les attentes sur l'inflation future. La prime de risque liée à ce facteur étant également négative, le *return* attendu pour HML par rapport au facteur inflation est positif. Cependant, le lien étroit entre inflation et croissance, dans un contexte de hausse de la crédibilité de la Réserve Fédérale américaine dans son combat contre l'inflation, nous pousse à la prudence quant à l'interprétation de ce facteur.

Pour le facteur confiance (la prime de risque crédit), nous obtenons une sensibilité positive à la *value premium*. Si ce résultat est en contradiction avec BRR, il va par contre dans le sens de FF (1993). Ces derniers justifient la *value premium* par un risque de défaillance plus grand pour les actions *value*. Vassalou & Xing (2004) pointent également le lien entre HML et le risque de défaillance.

Cependant, si toutes ces variables apportent une contribution à l'explication de la *value premium*, elles ne sont pas suffisantes. A l'instar des résultats de Li, Brooks et Miffre (2008), l'inclusion de la volatilité dans l'équation par le biais d'un GARCH-M, et donc la modélisation directe du lien entre *return* attendu et risque, permet par contre d'expliquer plus spécifiquement la *value premium*.

Notons enfin que nos résultats apparaissent robustes tant à la méthodologie utilisée pour établir les *factor mimicking portfolios* qu'aux portefeuilles d'actifs de base retenus pour leur construction. Ces résultats confirment ceux de Vassalou (2003). Les tests de changements structurels montrent, par contre, une modification du signe du coefficient de sensibilité de la variable inflation (RESCPIF) entre les deux sous-périodes. Cette dernière apparaît par ailleurs non significative dans la plupart de nos modèles. La variable RESPENTEF est également difficile à interpréter sur la période, les rendements des obligations d'Etat ayant été marqués par une baisse structurelle parallèlement au recul de l'inflation.

Sur cette base, nous avons supprimé de notre équation les variables RESCPIF et RESPENTEF afin d'avoir une spécification dont l'interprétation est plus directe. Sur base de notre équation, que nous avons appelée *Macro Style*, nous dégageons un lien plus marqué entre les actions *growth* et les variables marché et croissance. Par contre, la prime de risque crédit et la volatilité sont déterminantes pour expliquer les actions *value*. HML fait apparaître de la corrélation sérielle, ce qui nous a poussés à inclure un AR(1) dans notre équation. Cet effet *momentum* semble, par contre, relever d'une interprétation dans le cadre de la finance comportementale.

De plus, en l'absence de la variable RESPENTEF, l'impact de la volatilité semble être asymétrique, un choc négatif sur la volatilité ayant plus d'impact qu'un choc positif, ce qui est en ligne avec les observations de Zhang (2005).

Pour SMB, la meilleure performance des actions *small* s'explique par une exposition plus grande aux facteurs de risque. Rappelons que le facteur SMB, tel que construit par FF, tend à neutraliser l'effet *value* présent au niveau de la catégorie *small*. Sur base de nos résultats, hors effet *value*, nous n'observons pas de *size premium* inexpliquée.

En conclusion, à l'instar de FF (1993) et Vassalou (2003), nous favorisons une explication de la *value premium* et de la *size premium* dans le cadre de la finance rationnelle. Ces primes apparaissent ainsi liées à une plus grande sensibilité à certains facteurs de risque. Seul l'effet *momentum* au niveau de la *value premium* reste plus difficile à expliquer dans ce cadre.

Au terme de ce cheminement, nous avons développé deux équations multifactorielles dont les variables explicatives sont les innovations de la croissance future, la prime de risque crédit et la prime de risque de marché. Ces deux équations se distinguent par les actifs de base utilisés pour constituer les *factor mimicking portfolios* liés à chacune des variables explicatives. L'une utilise des actifs de base issus de la segmentation taille/style (*Macro Style*), et l'autre des actifs de base sectoriels (*Macro Secteur*). Ces spécifications représentent des alternatives au modèle de FF. Elles présentent l'avantage principal d'une interprétation plus directe des facteurs économiques. Il convient néanmoins de tester leur efficacité empirique face au modèle de FF. Cela fait l'objet de la seconde section de notre partie II.

Section 2 : Modèle de *pricing* « économique » comparé au modèle de Fama & French

Le modèle économique développé dans la section précédente présente, par rapport au modèle de FF, l'avantage d'une interprétation directe des résultats. Ainsi, une sensibilité plus grande à la prime de risque crédit, à la prime de risque de marché ou encore à la croissance économique future, se traduit par un *return* attendu plus élevé. Cependant, pour constituer une alternative intéressante au modèle de FF, ou encore au CAPM, il convient de comparer ces différents modèles. En effet, une explication du succès du modèle de FF réside précisément dans son efficacité empirique, et ce en dépit de la controverse au niveau de l'interprétation des facteurs HML et SMB.

Dans cette seconde section, nous avons comparé la capacité de quatre modèles (CAPM, FF, *Macro Style* et *Macro Secteur*) à expliquer vingt-cinq portefeuilles classés suivant les critères style et taille, dix-sept portefeuilles sectoriels et dix portefeuilles basés sur le *momentum*. Pour comparer ces différents modèles, nous avons eu recours à la méthode de *Model Confidence Set* (MCS - Hansen, Lunde et Mason (2004)) et au critère d'information de Akaike (AIC).

2.1. Méthodologie

Sur la période d'étude allant de juillet 1955 à décembre 2005, nous avons analysé la performance relative de vingt-cinq portefeuilles classés par taille et style, dix-sept portefeuilles sectoriels et dix portefeuilles de *momentum*. Nous avons étudié la capacité du CAPM, du modèle de FF et de nos deux spécifications *Macro Style* et *Macro Secteur* à expliquer la différence de *returns* entre les portefeuilles 1 et 2 classés par taille et style, ensuite la différence de *returns* entre les portefeuilles 1 et 3, 1 et 4 et ainsi de suite. La même démarche a été appliquée pour les portefeuilles sectoriels et *momentum*. Cependant, afin d'éviter les caractéristiques particulières du portefeuille 1 (particulièrement pour les classifications taille/style et *momentum*), nous avons analysé les différentiels de rendement entre les portefeuilles 8 et 16 classés par taille/style et les portefeuilles 3 et 7 par *momentum*. Au niveau sectoriel, l'approche est quelque peu différente. En effet, certains secteurs ont des sensibilités relatives aux variables

économiques qui sont connues a priori en raison du type d'activité. Nous avons ainsi sélectionné a priori des secteurs très différents : la construction et les *utilities*. Le premier secteur est connu pour son caractère cyclique et le second pour son caractère défensif. Toutefois, nous avons également analysé le différentiel entre les secteurs 1 et 2, 1 et 3, etc. pour conserver le caractère aléatoire des analyses.

Nous avons comparé quatre modèles pour expliquer les différentiels de rendements. Le CAPM, le modèle de FF ainsi que deux spécifications du modèle développé dans la section précédente.

Relativement aux actifs de base segmentés par taille/style, nous avons retenu la spécification suivante :

Equation 12: $\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot RESIPF_t + \beta_2 \cdot RESPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t$

Avec $\sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$

Pour rappel, nous avons appelé cette spécification *Macro Style*. Les variables retenues sont la croissance future non-anticipée, la prime de risque crédit (risque de confiance selon BRR) et la prime de risque de marché.

Nous avons retenu ces variables dans notre modèle final en raison de leur interprétation économique directe. Une plus grande sensibilité au risque crédit, au risque marché ou encore à la croissance économique doit se traduire par un *return* attendu supérieur. Par contre, l'impact en termes de *return* attendu d'une plus grande sensibilité à l'inflation ou encore à la pente de la courbe des taux nous semble moins évident en raison d'une plus grande instabilité des coefficients.

De plus, l'importance de ces trois variables est soulignée par Vassalou (2003) pour la croissance économique future ou encore par FF (1993) et Vassalou & Xing (2004) pour le risque crédit (risque de défaillance). La variable de marché s'inscrit bien entendu comme une référence et permet de considérer le CAPM comme un cas particulier de notre modèle.

Au niveau de la modélisation empirique, nous avons retenu un GARCH(1,1). En effet, nous avons observé un effet ARCH dans les données. Néanmoins, afin de ne pas polluer les résultats du CAPM et de FF par la modélisation retenue, nous n'avons pas retenu le GJR-GARCH-M pour comparer les différents modèles.

Nous avons également retenu un modèle dont les variables sont issues des actifs de base sectoriels. Nous avons appelé cette spécification *Macro Secteur*.

Equation 13: $\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot RESSECTIPF_t + \beta_2 \cdot RESSECTPRISK_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Cette spécification doit nous permettre de tester la sensibilité des résultats au choix des actifs de base. De plus, les actifs de base sectoriels présentent la caractéristique intéressante d'un lien plus direct avec le cycle économique que des actifs classés selon le style ou la taille.

De manière simple, le meilleur modèle (d'un point de vue statistique) pourrait être défini comme celui qui affiche le plus faible AIC (*Akaike Information Criterion*). Cependant, une faiblesse de ce test est de ne pas indiquer si un modèle est statistiquement supérieur aux autres. Pour résoudre cette faiblesse, nous avons eu recours au *Model Confidence Set* (MCS) dans notre analyse.

A l'instar des critères d'information tels que l'AIC ou le Schwarz SIC, le MCS est une méthode de sélection de modèles non emboîtés. La différence entre le MCS et d'autres critères de sélection est analogue à celle entre un intervalle de confiance et un point d'observation.

Le *Model Confidence Set* (MCS) - Hansen, Lunde et Mason (2004), est un test qui va indiquer, sur base d'un groupe de modèles, le « meilleur » d'un point de vue statistique. Une caractéristique intéressante du MCS est qu'il va prendre en compte le degré d'information dans les données. Si le contenu d'information est suffisant pour discriminer entre les différents modèles, le MCS pointera vers le (ou les) « meilleur(s) » modèle(s). Par contre, s'il n'y a pas assez d'information, le MCS pointera vers plusieurs voire tous les modèles. Donc, le MCS diffère de divers tests de sélection de modèles

dans le sens où ces derniers choisissent en général un seul modèle, indépendamment du contenu en information des données. Dans le cadre du MCS, même si le contenu d'information est élevé, deux ou plusieurs modèles peuvent ressortir comme les meilleurs car ils sont très proches et qu'il est donc difficile de les discriminer.

Le MCS est basé sur un test d'équivalence entre les différents modèles et sur une règle d'élimination. Sur base de simulations par méthode de *bootstrap* (par exemple 10000 simulations), des tests d'équivalence sont réalisés entre les différentes spécifications (le *fit* de nos équations *Macro Style* et *Macro Secteur*, du modèle de FF et du CAPM) pour expliquer les différentiels de rendements entre différents portefeuilles étudiés. Certains modèles seront éliminés jusqu'à obtenir le « meilleur » modèle si le contenu d'information est suffisant.

En termes d'interprétation, la p-valeur donne la limite à partir de laquelle un modèle peut être accepté. Ainsi, un modèle avec une faible MCS p-valeur signifie qu'il est peu probable que ce modèle soit le meilleur modèle.

Ces différents tests constituent, par ailleurs, une évaluation supplémentaire de la robustesse de notre modèle au choix des actifs de base (sectoriels ou taille/style). Nous serons ainsi particulièrement attentifs au sens et à la significativité des coefficients entre nos spécifications *Macro Style* et *Macro Secteur*.

2.2. Résultats

2.2.1. Segmentation par taille et style

Nous allons comparer (au sens statistique) la capacité de différents modèles à expliquer les différentiels de *returns* de portefeuilles segmentés selon leurs caractéristiques de taille et de style. Nous avons eu recours aux vingt-cinq portefeuilles disponibles sur le site de Kenneth French. Ces derniers sont segmentés selon la capitalisation boursière et, pour chacun des cinq segments retenus, il y a cinq portefeuilles classés de faible valeur comptable/prix (*growth*) à haute valeur comptable/prix (*value*). Le portefeuille 1 est donc le plus *growth* des portefeuilles de plus petite capitalisation boursière et ainsi de

suite jusqu'au portefeuille 25 qui est le plus *value* des plus grandes capitalisations boursières.

Afin de faire ressortir la capacité des modèles à expliquer le *return* des différents portefeuilles, nous avons adopté, à l'instar de l'analyse de la section précédente sur HML et SML, une analyse par différences. Nous avons donc étudié la capacité des modèles à expliquer la différence entre le portefeuille 1 et le portefeuille 2, 1 et 3 et ainsi de suite²⁴. De plus, pour éviter la problématique des portefeuilles extrêmes (les plus *value* ou les plus *small* par exemple), nous avons analysé la différence de *returns* entre les portefeuilles 8 et 16. Ce choix est purement aléatoire et ne relève, a priori, d'aucune caractéristique particulière.

²⁴ Voir résultats en annexes 27 à 50.

Table 14: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 8 et 16 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

Les résultats sont basés sur des données couvrant la période du 31 juillet 1955 au 31 décembre 2005. Le modèle utilisé pour les régressions est un GARCH (1,1). Le différentiel de *returns* entre les portefeuilles est estimé par le CAPM suivant l'équation suivante :

$$\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t, \text{ avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Le différentiel de *returns* entre les portefeuilles est estimé par le modèle de Fama & French suivant l'équation suivante :

$$\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot HML_t + \beta_2 \cdot SMB_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t, \text{ avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Le différentiel de *returns* entre les portefeuilles est estimé par notre modèle *Macro Style* suivant l'équation suivante :

$$\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot RESIPF_t + \beta_2 \cdot RESPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t, \text{ avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Le différentiel de *returns* entre les portefeuilles est estimé par notre modèle *Macro Secteur* suivant l'équation suivante :

$$\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot RESSECTIPF_t + \beta_2 \cdot RESSECTPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t, \text{ avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Les z-stat sont robustes, les covariances et les erreurs-types étant calculées suivant la méthode de Bollerslev & Wooldridge (1992). Le R² est ajusté pour les degrés de liberté et est utilisé pour mesurer la qualité du modèle. Les indications ***, ** et * représentent respectivement des niveaux de significativité de 1%, 5% et 10%. Le critère d'information de Akaike (AIC) est utilisé pour déterminer le meilleur modèle. La valeur la plus basse indique le meilleur modèle. MCS (Model Confidence Set) est également utilisé pour déterminer le meilleur modèle. Une MCS p-valeur plus élevée indique que le modèle est meilleur. Nous le renseignons par « x ». Si plusieurs modèles sont indiqués comme meilleur modèle, cela signifie que les données ne permettent pas de discriminer entre ces derniers.

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.005	0.003	0.004	0.004
z-stat	4.551 ***	4.444 ***	4.402 ***	4.534 ***
Market	-0.159	-0.094	-0.147	-0.138
z-stat	-9.825 ***	-5.716 ***	-8.172 ***	-8.394 ***
HML		0.693		
z-stat		22.640 ***		
SMB		0.431		
z-stat		15.447 ***		
RESIPF			3.128	
z-stat			2.940 ***	
RESPRISKF			3.430	
z-stat			9.497 ***	
RESSECTIPF				1.970
z-stat				1.402
RESSECTPRISKF				3.120
z-stat				6.491 ***
R ²	0.088	0.580	0.167	0.085
AIC	-4.387	-5.143	-4.484	-4.440
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Les résultats font apparaître la supériorité du modèle de FF sur l'échantillon. A un niveau de confiance de 10%, l'analyse par MCS fait ressortir le modèle de FF comme étant le meilleur. La p-valeur pour FF est de 1 et de 0 pour les autres modèles.

Le AIC va dans le même sens avec -5.14 pour FF, -4.48 pour *Macro Style* et -4.44 pour *Macro Secteur*. Le R² est de 58% pour FF alors qu'il n'est que de 17% pour notre

modèle basé sur une segmentation par taille/style (*Macro Style*) et de 9% pour notre modèle *Macro Secteur*.

Sur les quatre différents modèles, les coefficients des facteurs sont tous significatifs, à l'exception de RESSECTIPF. Cependant, le signe des coefficients reste identique pour les deux configurations *Macro Style* et *Macro Secteur*. Notons que le différentiel de *returns* des portefeuilles 8 et 16 montre, selon le modèle de FF, une sensibilité inférieure au risque de marché pour le portefeuille 8 et une plus grande sensibilité *value* et *small*. Sur base de nos modèles économiques, cela se traduit par une sensibilité plus grande à la croissance économique future et au risque crédit.

L'analyse sur les 24 autres différentiels de *returns* (portefeuilles taille/style) confirme ces résultats²⁵. L'analyse par MCS fait ressortir le modèle FF comme supérieur à un niveau de confiance de 10% sur l'ensemble des portefeuilles. Il est, pour les 24 différentiels de *returns*, le seul modèle retenu.

Ces résultats illustrent l'efficacité empirique du modèle de FF. Cependant, cette segmentation selon la taille et le style n'est pas neutre lorsqu'on utilise un modèle dont les facteurs prennent précisément en compte ces éléments. C'est pourquoi nous avons étendu la recherche à deux autres types de segmentation.

D'une part, nous avons analysé une segmentation sectorielle. Si notre hypothèse selon laquelle le modèle de FF est favorisé par construction dans l'échantillon segmenté par style et taille, nous devrions alors observer la supériorité de notre modèle *Macro Secteur* dans un échantillon sectoriel.

D'autre part, nous avons repris une segmentation par *momentum*. Cette dernière présente l'avantage d'une plus grande neutralité par rapport à la construction des différents modèles.

²⁵ Voir annexes 27 à 50.

2.2.2. Segmentation sectorielle

Notre point de référence est ici la différence de *returns* entre les secteurs construction et *utilities*. Le choix de ces secteurs a pour but d'offrir un cadre d'interprétation aux résultats.

Nos spécifications *Macro Style* et *Macro Secteur* devraient ainsi afficher une sensibilité plus grande aux différents facteurs (croissance, prime de risque et marché) pour le secteur construction. Tous les coefficients devraient ainsi être positifs et significatifs. De plus, le fait que le signe des coefficients soit dans le même sens doit constituer un test supplémentaire de robustesse quant à notre modélisation sur base de facteurs économiques.

Table 15: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 8 et 14 (Secteur construction – secteur utilities) sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.003	-0.002	-0.003	-0.003
z-stat	-1.872 *	-1.540	-1.732 *	-2.481 **
Market	0.593	0.461	0.595	0.633
z-stat	18.228 ***	12.379 ***	17.977 ***	22.294 ***
HML		-0.208		
z-stat		-3.408 ***		
SMB		0.503		
z-stat		9.954 ***		
RESIPF			8.757	
z-stat			5.275 ***	
RESPRISKF			2.579	
z-stat			3.960 ***	
RESSECTIPF				30.897
z-stat				17.609 ***
RESSECTPRISKF				5.223
z-stat				9.335 ***
R ²	0.299	0.372	0.330	0.544
AIC	-3.605	-3.739	-3.651	-4.011
MSC p-value	0.000	0.001	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Les résultats sont conformes aux attentes. Pour nos deux spécifications *Macro*, tous les coefficients sont positifs et significatifs. L'analyse par MCS fait ressortir notre modèle *Macro Secteur* comme le meilleur avec une p-valeur de 1. Toutes les autres spécifications ont une p-valeur proche de 0.

Un avantage de notre modélisation *Macro* est de fournir une interprétation économique directe. Le différentiel de *returns* entre les secteurs construction et *utilities* s'explique ainsi par une sensibilité plus grande à la croissance économique future, au risque de défaillance et au risque de marché. Ces éléments semblent assez cohérents à la réalité économique de ces secteurs. Parallèlement, selon FF, cette différence s'explique par un caractère plus *growth* et *small*. Ces informations peuvent également être vues comme complémentaires pour mieux comprendre la performance attendue de différents secteurs.

Sur les seize autres différentiels de *returns*²⁶, *Macro Secteur* ressort avec une p-valeur de 1, à l'exception du différentiel secteur 1 - secteur 7 où c'est le modèle FF qui affiche la p-valeur de 1. L'analyse des résultats montre néanmoins que le pouvoir explicatif des trois modèles est faible pour ce différentiel avec des R^2 de respectivement 14%, 4% et 10% pour FF, *Macro Style* et *Macro Secteur*. La différence entre les secteurs *food* et *consommation* semble ainsi relativement difficile à modéliser. Cependant, même sur ce différentiel, le modèle *Macro Secteur* ressort dans les modèles gagnants, avec FF, à un niveau de 10%. Parallèlement, pour les secteurs 1-2, 1-4 et 1-14, *Macro Secteur* affiche une p-valeur de 1, mais FF ressort également comme modèle gagnant.

Enfin, rappelons que notre spécification *Macro Secteur* a des actifs de base sectoriels. Cependant, les variables ne modélisent pas directement les différentiels de rendements sectoriels, comme FF sur les portefeuilles taille/style, mais sont des *factor mimicking portfolios* de facteurs économiques.

Pour passer outre ces biais liés à la construction des différents portefeuilles, nous avons étudié les résultats sur base d'une segmentation par *momentum*. Dix portefeuilles sont utilisés, du plus faible *momentum* (portefeuille 1) au plus grand (portefeuille 10). Le portefeuille affichant le plus grand *momentum* (portefeuille 10) est celui dont le *return* passé (*return* 1 an) des actions qui le composent est le plus élevé.

²⁶ Secteur 1 et 2, secteur 1 et 3, etc. : voir annexes 51 à 66.

2.2.3. Segmentation par momentum

Sur base des dix portefeuilles classés par *momentum* disponibles sur le site de Kenneth French, nous avons comparé les quatre spécifications.

Table 16: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 3 et 7 classés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001
z-stat	-0.753	-1.058	-0.751	-0.720
Market	-0.012	-0.025	-0.010	0.008
z-stat	-0.626	-1.153	-0.486	0.435
HML		0.043		
z-stat		1.087		
SMB		0.173		
z-stat		5.383 ***		
RESIPF			0.276	
z-stat			0.221	
RESPRISKF			0.788	
z-stat			1.818 *	
RESSECTIPF				-0.989
z-stat				-0.614
RESSECTPRISKF				2.755
z-stat				6.164 ***
R ²	-0.003	0.015	0.001	0.040
AIC	-4.222	-4.236	-4.219	-4.249
MSC p-value	0.154	0.291	0.122	1.000
Meilleur modèle selon MCS	x	x	x	x

Le MCS fait ressortir notre modèle *Macro Secteur* comme le meilleur avec une p-valeur de 1, mais tous les modèles sont retenus à un niveau de 10%. Cependant, le pouvoir explicatif est faible avec un R² de 4%.

Pour les neuf autres différentiels de *returns*²⁷, les résultats se partagent entre le modèle FF et *Macro Secteur*. FF ressort comme le meilleur modèle sur les portefeuilles 1-2, 1-3 et 1-4.

Pour les portefeuilles 1-5 à 1-9, les modèles FF et *Macro Secteur* ressortent comme les deux gagnants par rapport à *Macro Style* et CAPM. Pour le portefeuille 1-10, soit la différence de *returns* des portefeuilles ayant les *momentum* les plus extrêmes, tous les modèles ressortent. L'information n'est donc pas suffisante pour les discriminer.

²⁷ Portefeuilles de *momentum* 1 et 2, 1 et 3, ..., 1 et 10 : voir annexes 67 à 75.

Notons enfin que le différentiel de rendements entre les portefeuilles de *momentum* est relativement bien expliqué pour les portefeuilles de 1-2 à 1-9 avec des R^2 allant de 10% à 30%. Pour le différentiel des portefeuilles 1-10, le R^2 chute nettement avec le plus haut R^2 étant de seulement 5% pour *Macro Secteur*.

2.2.4. Tests de robustesse

Les différentes analyses que nous avons effectuées dans cette section constituent également un test de robustesse de la sensibilité des différentes variables au choix des actifs de base.

Nous avons analysé la cohérence des coefficients entre nos modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Pour confirmer la robustesse, il conviendrait que les coefficients soient systématiquement dans le même sens, et donc, pointent vers une interprétation identique de la sensibilité aux facteurs croissance future, prime de risque crédit et prime de risque marché.

Le signe du coefficient risque de marché est systématiquement respecté par construction. Il apparaît²⁸ que le signe des deux autres coefficients est respecté²⁹ pour toutes les équations dont le R^2 est plus grand que 10%, à l'exception du différentiel entre les portefeuilles style/taille 1 et 4 et les secteurs 1 et 9 (*food - steel*). Pour tous les différentiels basés sur le *momentum*, le signe des coefficients est respecté. Ces résultats nous confortent donc quant à la robustesse des résultats au choix des actifs de base.

Par contre, à l'image de nos résultats de la section 1, les modèles développés ne sont en général pas suffisants pour expliquer les différentiels de rendements, l'*alpha* ressortant significativement différent de zéro pour tous les portefeuilles *momentum* et pour près de la moitié des portefeuilles taille/style et sectoriels. Il conviendrait donc d'incorporer une variable volatilité dans notre équation.

²⁸ Voir annexes partie II (annexes 27 à 75).

²⁹ Seuls les coefficients statistiquement significatifs ont été pris en compte.

2.3. Conclusions

Dans le cadre de cette seconde section de la partie II consacrée aux modèles de *pricing* des classes d'actions, nous avons comparé notre modèle, une variante du modèle de BRR, au CAPM et au modèle de FF.

Notre modèle présente l'avantage d'une interprétation plus directe que le modèle de FF. Ainsi, le *return* d'un secteur peut être expliqué par son exposition à la croissance future et à la prime de risque crédit, plutôt qu'en termes d'exposition *value/growth* ou encore *small/large*. Nous avons testé deux versions de notre modèle, l'une ayant recours aux actifs de base taille/style (*Macro Style*) pour construire les *factor mimicking portfolios* et l'autre utilisant des actifs de base sectoriels (*Macro Secteur*).

Les résultats favorisent les modèles de FF et notre spécification *Macro Secteur* pour expliquer les *returns* relatifs de vingt-cinq portefeuilles segmentés selon les critères taille/style, dix-sept portefeuilles sectoriels et dix portefeuilles *momentum*. Le modèle de FF apparaît comme le grand gagnant sur les portefeuilles taille/style. Cela n'est pas étonnant vu que le modèle reprend précisément deux facteurs pour modéliser directement les anomalies de taille et de style. Dans la dimension sectorielle, c'est notre modèle *Macro Secteur* qui ressort comme le meilleur, ce qui n'est pas une surprise non plus, par construction. Notons néanmoins que notre spécification ne modélise pas directement les différentiels sectoriels, à l'image de HML et SMB pour le style et la taille, mais bien des expositions macroéconomiques.

Il apparaît donc que, si les résultats sont robustes au choix des actifs de base, le choix de ces derniers reste discriminant pour la supériorité d'un modèle par rapport à un autre. De plus, notre modèle semble complémentaire à celui de FF au niveau de l'analyse de sensibilité. Le recours aux deux modèles permet ainsi de ressortir l'exposition d'une action - ou encore d'un secteur - tant au contexte économique qu'aux caractéristiques de style.

Nous avons opté pour une modélisation de type GARCH(1,1) pour des raisons de comparaison. Il ressort, que les constantes des différentes équations sont en général

significativement différentes de zéro, particulièrement au niveau *momentum*. Il conviendrait donc d'affiner le modèle, par exemple par l'inclusion de la variable volatilité. De plus, notre modèle *Macro Style* est systématiquement battu par le modèle de FF ou par le modèle *Macro Secteur*. A ce niveau, rappelons que nous avons choisi des actifs de base dans les portefeuilles taille/style systématiquement différents de ceux utilisés pour la construction du facteur HML. Cela écarte donc les portefeuilles extrêmes, lesquels ont peut-être le contenu d'information le plus important.

PARTIE III : MODELES DE PREVISION DES STYLES DE GESTION
--

1. Introduction

Dans la seconde partie de notre étude, nous avons étudié la sensibilité des actions classées par style de gestion (*value* et *growth*) ou par taille (*small* et *big*) au contexte économique et, parallèlement, tenté de donner une interprétation économique aux *value* et *size premium*. Nous avons ensuite comparé l'efficacité empirique du modèle de FF par rapport aux modèles économiques que nous avons développés. Nous avons fait apparaître certains avantages de notre approche d'un point de vue descriptif. En effet, la construction de nos variables explicatives sur une base économique offre une interprétation directe à la performance relative de différents portefeuilles.

Au-delà du côté descriptif d'analyse des risques, l'objectif de cette troisième partie est de tenter de construire des stratégies dynamiques basées sur la rotation des styles de gestion (*value vs growth* ou *small vs big*). Cette approche a pour but de répondre à deux problématiques pratiques auxquelles les gestionnaires d'actifs sont confrontés. D'une part, même si les actions *value* tendent à afficher une performance supérieure sur le long terme, il est difficile pour un gestionnaire de supporter les périodes de sousperformance du style *value*, sachant qu'elles durent parfois plusieurs années. D'autre part, les signaux issus des modèles développés doivent permettre d'améliorer le couple risque/*return* d'un portefeuille en évitant certains styles de gestion dans des conditions de marché qui lui sont défavorables. Les stratégies développées ne doivent donc pas être vues comme des stratégies de *trading* à répliquer, mais plus comme des outils d'aide à la décision dans un contexte d'allocation stratégique d'actifs. Une gestion par fonds de fonds ou encore via *trackers* permet tout à fait d'appliquer ce type d'outils dans la pratique.

Nous avons comparé les résultats obtenus sur base de nos modèles économiques à ceux du modèle de FF ou encore d'une stratégie de *momentum*.

Ces dernières années, les preuves empiriques d'un certain degré de prédictibilité dans le timing de stratégies de gestion se sont multipliées. Pesaran & Timmermann (1995) ont ainsi développé un modèle d'allocation entre actions et obligations et testé si ce dernier permettait de battre une stratégie de *buy-and-hold*. Ils ont montré que, sur le marché US pour la période allant de janvier 1954 à décembre 1992, il existe un certain degré de

prédictibilité dans le contexte relativement volatil des années septante. Les résultats sont par contre moins significatifs durant les années soixante, marquées par des marchés plus calmes. Selon les auteurs, la prise en compte de facteurs économiques et de la volatilité des marchés permettrait un *timing* gagnant entre actions et obligations dans des marchés plus volatils, ce après prise en compte des frais de transaction. Arshanapalli, Switzer et Hung (2004) se sont concentrés sur un modèle de *timing* entre l'indice S&P500 et le MSCI EAFE. Sur l'échantillon couvrant la période janvier 1973 à septembre 1999, les auteurs concluent qu'un modèle d'allocation tactique d'actifs basé sur des variables financières publiques permet d'atteindre des *returns* supérieurs à une allocation statique dans les deux indices, même lorsque les frais de transactions sont pris en compte.

Copeland & Copeland (1999) ont développé des stratégies de *trading* dans l'univers style et taille. Ils montrent ainsi que les changements de l'indice VIX (indice de volatilité implicite du S&P500) produisent un indicateur avancé statistiquement significatif. En utilisant la moyenne mobile à 75 jours du pourcentage de changement journalier du VIX, les auteurs observent que ce signal de *timing* produit des *returns* en excès significatifs. Lorsque la volatilité augmente, les actions *value* et les plus grosses capitalisations boursières tendent à afficher les meilleures performances. Cooper, Gulen & Vassalou (2001) proposent, à l'instar de notre analyse, des stratégies de *trading* basées sur un modèle prédictif qui utilise principalement des variables liées au cycle des affaires. Les auteurs ont analysé des stratégies de *trading* sur HML et SMB sur base de variables liées au cycle économique. La période d'étude *out-of-sample* couvre 1963 à 1998. Les auteurs démontrent un degré significatif de prédictibilité pour SMB. Les résultats sont par contre moins concluants pour HML. Coggin (1998) démontre également l'importance des données macroéconomiques comme variables prédictives.

Ces résultats sur les Etats-Unis sont confirmés par Levis and Liodakis (1999) ou encore Gokani et Todorovic (2006) pour la Grande-Bretagne. Bauer, Derwall et Molenaar (2004) tendent vers les mêmes conclusions sur un marché plus atypique, le Japon.

D'un point de vue méthodologique, ces derniers ont recours à une modélisation empirique par LOGIT. Cette technique se concentre sur le sens de la prédiction (par exemple, un *return* positif = 1, un *return* négatif = 0). Bauer et Molenaar (2002) vont également avoir recours à un modèle LOGIT pour analyser une stratégie de *trading* sur

la *value premium* aux Etats-Unis. Les indices étudiés sont ici les US S&P Barra *value & growth*. La période de test *out-of-sample* couvre janvier 1990 à décembre 2001. Les variables explicatives sont des variables économiques, des variables de valorisation relative (prix sur bénéfice, rendement sur dividende) ou encore des variables de *momentum*. Le choix des variables utilisées est basé sur une analyse *in-sample*, antérieure, avec le choix conditionné par trois critères distincts : le *hit ratio*, le *return* moyen de la stratégie et le ratio d'information. Arshanapalli, Switzer, Panju (2007) ont recours à un modèle LOGIT multinomial. Sur base des indices US Russel, les auteurs ont la possibilité d'affiner la stratégie de *trading* sur plus de deux styles. Cette méthodologie offre l'avantage pratique de donner une probabilité de surperformance d'un style par rapport à plusieurs autres, par exemple, *small value* par rapport à *big value*, *small growth* et *big growth*.

Dans notre étude, nous avons étudié des modèles de prévision sur HML et SMB. Les frais de transaction pesant significativement sur les résultats, il conviendra d'éviter des modèles favorisant une rotation trop grande entre les différentes classes.

2. Données et méthodologie

2.1. Données

Dans cette troisième partie, nous avons testé la capacité prédictive des modèles développés dans la partie II. L'étude porte toujours sur les Etats-Unis, pour la période allant du 31 juillet 1955 au 31 décembre 2005.

Les variables dépendantes sont HML, soit la *value premium*, et SMB, le différentiel de *returns* entre les actions de plus petites capitalisations boursières et de plus grandes capitalisations boursières (*size premium*), suivant la définition de FF.

Les variables indépendantes sont les variables économiques développées dans la seconde partie de ce document, à savoir la composante innovation dans les anticipations de l'inflation future, de la croissance future, de la pente, la prime de risque crédit (*return obligations corporates - return obligations gouvernementales*) et la prime de risque du marché.

Dans cette étude, nous nous sommes principalement concentrés sur les variables fondamentales afin de prédire HML et SMB. Il est à noter que la littérature académique pointe vers deux autres types de variables explicatives, à savoir les données de valorisation relative ou encore de *momentum*. Ainsi, afin de fournir un point de comparaison à nos résultats, nous avons également testé l'efficacité d'un modèle basé sur le *momentum* dans la dernière section de cette partie III.

2.2. Méthodologie

2.2.1. Modélisation par LOGIT

L'objectif de cette recherche est de développer un modèle d'allocation d'actifs entre actions *value/growth* ou entre actions *small/large*. Cette approche a pour but d'aider le gestionnaire d'actifs financiers dans ses décisions d'allocation stratégique entre les grandes classes d'actifs. Par exemple, en cas de signal défavorable, un gestionnaire dont la philosophie d'investissement est principalement d'investir en actions *value* aura la possibilité de réduire son exposition à ce style particulier, peut-être en revenant à une plus grande neutralité face au benchmark. De plus, une forte exposition aux actions *value* pouvant être considérée comme un risque supplémentaire selon FF, les signaux issus des modèles développés doivent permettre d'améliorer le couple risque/*return* d'un portefeuille en évitant ce style de gestion dans des conditions de marché qui lui sont défavorables.

Pour parvenir à ces objectifs, nous avons opté pour une modélisation par LOGIT afin d'analyser la relation entre HML, SMB et les variables économiques passées. Le recours à ce type de modèle est plus adapté pour prédire des changements directionnels. De plus, cette méthode ne suppose pas la normalité du différentiel des *returns* des actions. Les probabilités prédites par un modèle LOGIT sont comprises dans l'intervalle (0,1).

Le LOGIT est spécifié de la manière suivante :

$$P_i = P(Y_i=1 \mid X_i) = F(Z_i) = F(\alpha + \beta \cdot X_i) = \exp(\alpha + \beta \cdot X_i) / [1 + \exp(\alpha + \beta \cdot X_i)]$$

Où P_i = probabilité conditionnelle que le différentiel de *returns* entre actions *value* et *growth* soit positif, étant donné X_i ; X_i = variables explicatives ; $F(Z_i)$ = fonction de distribution de la probabilité logistique cumulative de Z_i .

Concrètement, $Y_i = 1$ lorsque HML (ou SMB), soit le différentiel de *returns* entre actions *value* et *growth* (*small* et *large*), est > 0 . Lorsque HML (ou SMB) < 0 , $Y_i = 0$.

Donc, sur base d'une variable dépendante exprimée en 0 et 1 et de variables explicatives retardées, le modèle donne la probabilité de survenance d'un style particulier. Par exemple, si toute valeur de HML positive prend une valeur de 1, une réalisation de 0.75 du modèle signifie qu'il y a 75% de probabilité que HML soit positif à un horizon donné (*return* attendu supérieur pour les actions *value* par rapport aux actions *growth*).

La flexibilité de l'approche constitue un atout supplémentaire. Un investisseur pourra ainsi fixer le niveau de confiance à partir duquel il va allouer ses actifs entre un style de gestion ou l'autre. Par exemple, une stratégie peut consister à détenir un portefeuille de style *value*, sauf lorsqu'il y a 75% de probabilité que les actions *growth* réalisent une performance supérieure. Le but, une nouvelle fois, est de constituer un portefeuille dont le couple *risque/return* est supérieur, en évitant des périodes potentiellement défavorables à un style particulier.

Nous avons testé deux spécifications de notre modèle. D'une part, nous avons analysé le modèle développé dans notre partie II. Rappelons que le critère de choix de cette spécification n'était pas lié à sa performance prédictive, mais à son contenu descriptif économique. En effet, les variables retenues sont les innovations dans les attentes sur la croissance future, la prime de risque crédit (*return* obligations *corporate* long terme – *return* obligations d'Etat long terme) et la prime de risque du marché (*return* du marché – taux 1 mois). Contrairement à la pente et à l'inflation dont l'explication est plus ambiguë, ces variables ont une interprétation relativement directe. Nous avons testé les deux spécifications du modèle, à savoir avec les actifs de base issus de la segmentation taille/style et sur base des portefeuilles sectoriels.

D'autre part, comme test de robustesse, nous avons retenu la spécification totale (en incluant l'ensemble des variables explicatives fixées à priori) de la spécification dérivée de BRR³⁰. Cette spécification doit également mettre en évidence si la simplification de notre modèle ne nous prive pas d'un important contenu informatif.

Afin de comparer ces résultats à une référence, nous avons également testé le modèle de FF dans cette optique prédictive.

³⁰ Comme étudiée dans la section 1 de la partie II du document.

Pour valider ces modèles de prévision, nous avons réalisé une analyse en dehors de l'échantillon (analyse *out-of-sample*), soit une période d'analyse « comme si » on était dans le passé. Il faut ici veiller à éviter le piège des données révisées et prendre en compte les frais de transaction.

2.2.2. Analyse *out-of-sample*

Notre analyse a été réalisée sur base de données mensuelles, en fenêtres roulantes de cinq ans. Sur base de ces cinq années de données, nous effectuons une prévision pour le mois suivant, et ainsi de suite.

En raison de notre analyse par *factor mimicking portfolios*, nous devons donc, préalablement à la prévision proprement dite, construire ces derniers en veillant à éviter d'incorporer toute information qui n'aurait pas été connue à l'époque. Pour ce faire, nous utilisons cinq années de données mensuelles roulantes. Pour les données purement économiques, soit la production industrielle et l'inflation, au lieu d'appliquer un retard d'une période pour la prévision, nous avons appliqué un retard de deux mois. En effet, la production industrielle et l'inflation d'un mois déterminé ne sont publiées que le mois suivant, puis il y a encore d'éventuelles révisions. Le but est d'éviter d'utiliser des données qui n'auraient pas été disponibles dans le passé.

L'analyse des résultats de notre étude est basée sur différents tests. Afin d'évaluer la significativité statistique de nos résultats, nous avons utilisé le test de *market timing* de Pesaran-Timmermann. Ce test nous fournit la statistique *t* liée au *hit ratio* de la stratégie. Le *hit ratio* représente le pourcentage de mois gagnants de la stratégie. Nous avons également calculé les *returns* moyens de la stratégie par rapport aux styles statiques et les écarts-types. Afin d'analyser le couple risque/*return* de la stratégie, nous renseignons les *Sharpe ratios* et l'*alpha* sur base du modèle de FF (ainsi que sa significativité). La sensibilité aux frais de transaction a également été analysée.

3. Résultats empiriques

3.1. Analyse prédictive sur HML

La première équation que nous avons testée est une variante de l'équation développée dans la section précédente. En effet, les *factor mimicking portfolios* ne sont plus estimés sur l'entièreté de l'échantillon, mais chaque mois sur base d'une fenêtre roulante de cinq années. Les informations contenues dans les variables explicatives sont strictement antérieures à la période d'étude t . IPF devient ROLLIPF et PRISKF devient ROLLPRISKF. L'équation est estimée sur base d'un modèle LOGIT et HML devient bin_HML , à savoir une variable binaire qui prend la valeur 1 lorsque HML est positif (meilleure performance *value*) et 0 lorsque HML est négatif (meilleure performance *growth*). Le but de cette partie étant de prédire la meilleure performance des actions *value* ou *growth*, les variables explicatives sont donc retardées ($t-1$).

Table 17: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%).

L'analyse porte sur la période du 31/07/1955 au 31/12/2005 avec une période de calibration initiale de cinq ans. La période d'analyse *out-of-sample* couvre la période du 31/08/1960 au 31/12/2005. L'analyse est effectuée en périodes roulantes de cinq ans. Dans la stratégie mise en place, la décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision LOGIT dont le seuil est fixé à 50%. Par exemple, si la prévision en t pour $t+1$ est de 55%, cela signifie qu'il y a une probabilité de 55% que les actions *value* surperforment les actions *growth* à horizon d'un mois et notre stratégie sera d'investir dans le portefeuille *value*. Le modèle de prévision est le suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

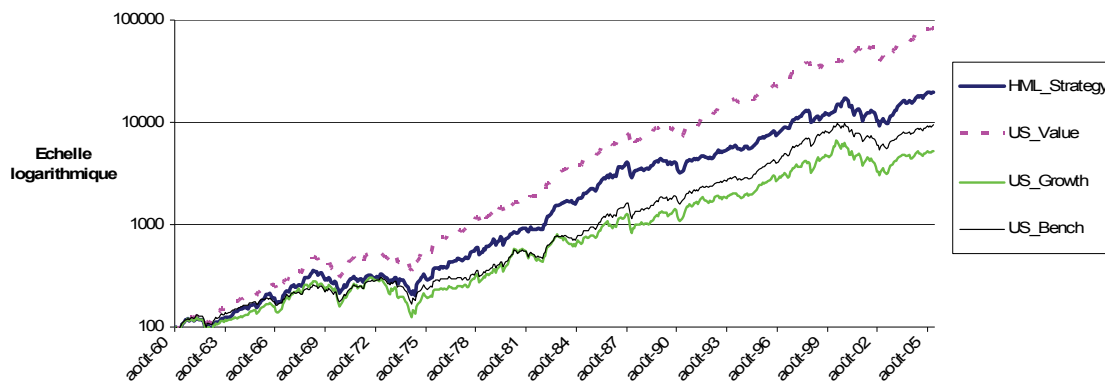
HML est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à haut (*High*) ratio de valeur comptable sur prix de marché et d'un portefeuille à bas (*Low*) ratio de valeur comptable sur valeur de marché (par rapport au ratio moyen du marché). $\text{bin_HML} = 1$ si $\text{HML} > 0$, 0 sinon. ROLLIPF est l'estimation en fenêtre roulante de 5 ans de IPF, soit le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable IP selon la méthode de Lamont (2001). ROLLPRISKF est l'estimation en fenêtre roulante de 5 ans de PRISKF, soit le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable PRISK selon la méthode de Lamont (2001). La prime de risque crédit (PRISK), ou risque de confiance selon BRR, est calculé par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. MARKET représente l'*excess return* du portefeuille de marché. Ce dernier est la moyenne pondérée par la capitalisation boursière de tous les titres des NYSE, AMEX et NASDAQ (données issues de la base de données CRSP). Pour calculer l'*excess return*, on soustrait le taux du *Treasury bill* à 1 mois (données *Ibbotson Associates*) au *return* du portefeuille de marché. Le *Sharpe ratio* a été calculé sur base d'un taux sans risque fixe de 5%. Le hit ratio représente le nombre de mois durant lesquels la stratégie a été gagnante (la prévision en t pour $t+1$ est identique à la réalisation en $t+1$) par rapport au nombre total de mois. Une P-valeur inférieure à 0.05 indique une significativité de la t-stat à un seuil de 5% ou plus bas. Chaque changement de stratégie « coûte » 0.25% à la vente du portefeuille duquel on sort et 0.25% à l'achat du portefeuille de la nouvelle stratégie que l'on achète.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	14.03%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.12%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.53	0.77	0.32
Hit Ratio	55.60%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	0.47		
P valeur	0.32		
Fama & French Alpha (annualisé)	-1.55%		
T-stat	-2.16		
P valeur	0.03		
Taux de rotation annuel moyen	351.27%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

L'analyse porte sur la période du 31/08/1960 au 31/12/2005, soit notre échantillon d'analyse moins cinq années. Ces cinq années sont utilisées pour construire les *factor mimicking portfolios* et effectuer la première prévision. Chaque nouvelle prévision sera basée sur une période de cinq ans décalée d'un mois.

Le *hit ratio* de la stratégie est de 55.60%, ce qui n'est pas significatif selon le Pesaran-Timmermann *market timing test*. Tant le *return* que l'écart-type se situent entre les résultats obtenus pour les actions *value* et les actions *growth*. Les actions *value* affichent la meilleure performance et le profil de risque le plus faible. Cela se traduit par un *Sharpe ratio* de 0.77 pour les actions *value*, ce qui est nettement supérieur à celui de la stratégie (0.53). Enfin, on observe que la stratégie, après frais de 0.50% (achats et ventes), dégage un *alpha* significativement négatif sur base du modèle de FF. Le nombre de transactions explique cette performance. En effet, avec près de 3.5 changements de stratégies par an, c'est à chaque fois tout le portefeuille qui doit être acheté ou vendu, ce qui n'est sans doute pas la solution la plus raisonnable dans la pratique. Il conviendrait certainement de mettre en place des techniques de lissage ou des règles plus restrictives pour le passage d'une stratégie à l'autre afin de réduire les frais de transaction.

Figure 15: Comparaison de la performance de la stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* et *growth*, des stratégies statiques respectives et du benchmark (ensemble du marché US, pondéré par les capitalisations boursières). Période du 31/08/1960 au 31/12/2005. Echelle logarithmique.



Graphiquement, en échelle logarithmique, on observe que la stratégie offre un rendement inférieur à celui des actions *value* sur la période étudiée. Néanmoins, cette stratégie est meilleure que le benchmark, à savoir l'ensemble des actions de l'univers USA de FF, pondérées sur base des capitalisations boursières. A ce niveau, il y a un biais dans les résultats. En effet, par construction, les indices *value* et *growth* suivant la méthode de FF attribuent un poids plus important aux plus petites capitalisations boursières. Etant donné que ces dernières ont connu une performance supérieure aux grandes capitalisations sur la période étudiée, il est logique de retrouver notre stratégie au-dessus du benchmark.

Hors frais de transaction³¹, le résultat reste moins bon qu'une position de *buy-and-hold* sur les actions *value*. L'*alpha* devient positif, mais reste non significatif.

Sur base de ces résultats, nous avons voulu tester une stratégie réaliste qui serait d'afficher le style qui a réalisé les meilleures performances historiques par défaut, soit *value*, sauf lorsque les informations données par les modèles de prévision sont très en défaveur de ce style. Les modèles LOGIT offrent cette flexibilité dans le choix du seuil à partir duquel un style sera favorisé par rapport à un autre. Nous avons ainsi fixé arbitrairement le passage à une stratégie *growth* lorsque la prévision est en-dessous de 35% de probabilité que les actions *value* surperforment les actions *growth*.

³¹ Voir annexe 76.

Les résultats³² sont bien entendu supérieurs vu que l'on favorise le style qui a réalisé la meilleure performance historique. Il ne semble cependant pas possible de tirer une stratégie gagnante d'une rotation entre *value* et *growth* sur base de notre modèle *Macro Style* ajusté, même hors frais de transaction. Notons tout de même que la stratégie à battre n'est pas neutre dans le raisonnement. En effet, la stratégie *value* que l'on tente de battre est celle qui a affiché la meilleure performance entre tous les styles de gestion sur les cinquante dernières années.

Nous avons ensuite analysé les résultats lorsque les variables sont construites avec les portefeuilles de base sectoriels. Il s'agit d'une variante de notre modèle *Macro Secteur*, adaptée pour éviter que les variables ne contiennent de l'information future.

³² Voir annexe 77.

Table 18: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels.

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLSECTIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLSECTPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

« SECT » indique que les actifs de base pour constituer les *factor mimicking* sont sectoriels et non plus selon une classification par taille/style.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	13.93%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.34%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.51	0.77	0.32
Hit Ratio	55.96%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	0.56		
P valeur	0.29		
Fama & French Alpha (annualisé)	-1.53%		
T-stat	-2.02		
P valeur	0.04		
Taux de rotation annuel moyen	368.73%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

Les résultats sont en ligne avec ceux obtenus lorsque les portefeuilles de base sont issus de la segmentation par style/taille. Le *hit ratio* tourne toujours autour des 56%, mais reste non significatif. L'*alpha* est statistiquement négatif. Hors frais de transaction³³, la stratégie offre des résultats toujours inférieurs à ceux d'un portefeuille *value*.

Nos spécifications *Macro Style* et *Macro Secteur* étant des alternatives au modèle de FF, avec comme avantage principal une interprétation directe par rapport au contexte économique, nous allons également tester le modèle de FF dans ce contexte de prévisions afin d'avoir une base de comparaison.

³³ Voir annexe 78.

Table 19: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Modèle de FF.

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{HML}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{SMB}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

SMB est la différence de *return* d'un portefeuille d'actions à relativement faible (*small*) capitalisation boursière et d'un portefeuille à relativement haute (*big*) capitalisation boursière (par rapport à l'ensemble du marché). $\text{bin_SMB} = 1$ si $\text{SMB} > 0$, 0 sinon.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	14.72%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.11%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.57	0.77	0.32
Hit Ratio	57.06%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	1.13		
P valeur	0.13		
Fama & French Alpha (annualisé)	-0.77%		
T-stat	-1.04		
P valeur	0.30		
Taux de rotation annuel moyen	298.91%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

Les résultats ne sont toujours pas statistiquement significatifs, même après frais de transaction³⁴. Le *hit ratio* est légèrement plus élevé avec 57.06%. Le *Sharpe ratio* est également à la hausse avec un niveau de 0.57. Cela reste néanmoins toujours inférieur aux résultats du seul style *value*.

Ces résultats tendent donc à confirmer les conclusions de Cooper, Gulen, Vassalou (2001), Bauer & Molenaar (2002) ou encore Arshanapalli, Switzer, Panju (2007), à savoir qu'il est difficile de mettre au point une stratégie de *timing* gagnante sur base d'une segmentation *value/growth*. Par contre, ces mêmes auteurs démontrent qu'une stratégie de *timing* entre grandes et petites capitalisations boursières peut être gagnante, même après frais de transaction.

³⁴ Voir annexe 79.

3.2. Analyse prédictive sur SMB

Table 20: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%).

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

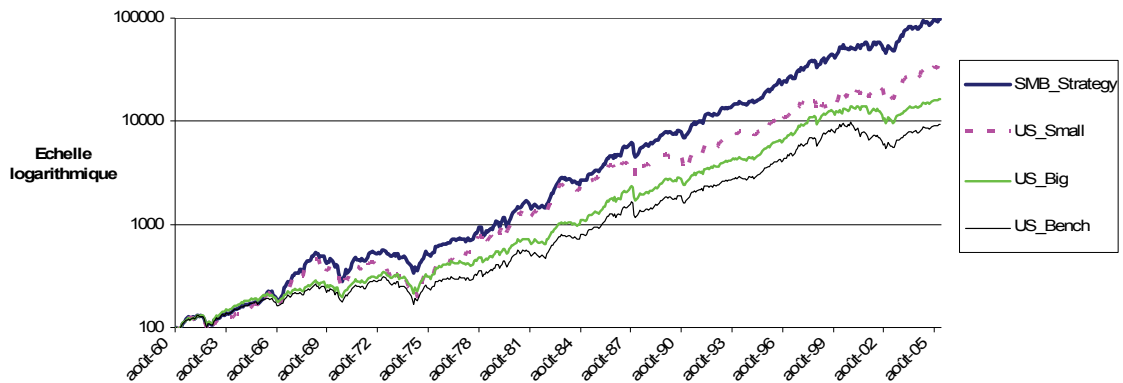
	Stratégie	Small	Big
Return moyen annualisé	15.82%	15.96%	13.08%
Ecart-Type annualisé	17.56%	19.83%	14.54%
Sharpe Ratio	0.62	0.55	0.56
Hit Ratio	56.51%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	2.99		
P valeur	0.00		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.82%		
T-stat	0.91		
P valeur	0.36		
Taux de rotation annuel moyen	414.55%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

Le *hit ratio* de 56.51% est significatif. Le *Sharpe ratio* est supérieur tant à celui d'une stratégie d'investissement en actions de plus grosses capitalisations boursières (*big*) que de petites capitalisations boursières (*small*). L'*alpha* est positif (0.82% par an), mais non significatif lorsqu'on prend en compte les frais de transaction.

Hors frais³⁵, la stratégie est maintenant gagnante avec un *alpha* significatif de 2.86%. Cela illustre bien l'importance des frais pour établir une stratégie gagnante. Cependant, un tel outil d'allocation reste pertinent, hors frais de gestion, comme aide à la décision. Il sera alors utilisé, non pas comme outil de *trading*, mais comme indicateur d'allocation stratégique d'actifs.

³⁵ Voir annexe 80.

Figure 16: Comparaison de la performance de la stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* et *big*, des stratégies statiques respectives et du benchmark (ensemble du marché US, pondéré par les capitalisations boursières). Période du 31/08/1960 au 31/12/2005. Echelle logarithmique.



Graphiquement, on observe la supériorité de la stratégie sur les autres portefeuilles, y compris le benchmark. Une nouvelle fois, il faut remarquer que le benchmark est la plus « mauvaise » stratégie. Cependant, rappelons que le portefeuille *big*, utilisé pour construire SMB, affiche un biais en faveur des actions *value* par rapport à un benchmark pondéré selon la seule capitalisation boursière des différentes actions. Ce biais se traduit évidemment par une performance historique supérieure au regard de la performance des actions *value* par rapport au marché dans son ensemble.

Table 21: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels.

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLSECTIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLSECTPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Small	Big
<i>Return moyen annualisé</i>	14.51%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.40%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.55	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	54.31%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	1.98		
<i>P valeur</i>	0.02		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	-0.55%		
<i>T-stat</i>	-0.61		
<i>P valeur</i>	0.55		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	403.64%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.50%		

Sur base des portefeuilles sectoriels, les résultats sont moins bons, mais le *hit ratio* de notre modèle à trois facteurs reste significatif (54.31% avec une p-valeur de 0.02). L'*alpha* FF n'est, par contre, pas significatif. Hors frais³⁶, la stratégie est gagnante, mais l'*alpha* n'est significatif qu'à un seuil de 11%. Ces résultats tendent donc à être inférieurs à ceux obtenus avec notre modèle *Macro Style*. Cela semble néanmoins logique étant donné que ce qu'on vise à prévoir ce sont des stratégies précisément basées sur le style et la taille ce qui donne, par construction, un avantage aux modèles *Macro Style* et FF.

³⁶ Voir annexe 81.

Table 22: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Modèle de FF.

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB}_t = c + \beta_1 \cdot \text{HML}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{SMB}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	<i>Small</i>	<i>Big</i>
<i>Return moyen annualisé</i>	14.36%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.23%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.54	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	53.94%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	1.79		
<i>P valeur</i>	0.04		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	-0.53%		
<i>T-stat</i>	-0.59		
<i>P valeur</i>	0.55		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	397.09%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.50%		

Sur base du modèle de FF, les résultats sont également inférieurs à ceux de notre modèle à trois facteurs (portefeuilles de base taille/style). Le *hit ratio* de 53.94% est significatif, mais l'*alpha* est à nouveau négatif. Le *Sharpe ratio* de la stratégie est inférieur à un investissement statique dans le portefeuille *small* ou *big*. Hors frais de transaction³⁷, l'*alpha* est positif (+1.42%), mais n'est significatif qu'à un seuil de 11%.

Il est également intéressant de constater que dans cette dimension taille (SMB), notre modèle *Macro Style* affiche des résultats supérieurs au modèle de FF, notamment au niveau du *Sharpe ratio* (0.62 vs 0.54). Cela est assez cohérent avec les résultats obtenus dans la partie II du document, à savoir que SMB s'explique par une sensibilité plus grande des actions *small* au contexte économique.

³⁷ Voir annexe 82.

3.3. Tests de robustesse

Dans le cadre de cette analyse prédictive sur HML et SMB, nous allons vérifier que le passage d'un modèle du type BRR à cinq facteurs (production industrielle, inflation, horizon, confiance et marché) à un modèle à trois facteurs (production industrielle, confiance et marché) ne s'est pas fait au détriment du contenu informatif.

C'est en raison, notamment, de l'interprétation plus ambiguë des variables inflation et horizon que nous avons décidé de les supprimer de notre modélisation finale.

3.3.1. Analyse prédictive sur HML, modèle « complet »

Table 23: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%).

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLCPIF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{ROLLPENTEF}_{t-1} + \beta_4 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_5 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

ROLLCPIF est l'estimation en fenêtre roulante de cinq ans de CPIF, soit le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable CPI selon la méthode de Lamont (2001). ROLLPENTEF est l'estimation en fenêtre roulante de cinq ans de PENTEF, soit le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable PENTE selon la méthode de Lamont (2001). Le risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement (PENTE) est calculé par la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	14.01%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.62%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.51	0.77	0.32
Hit Ratio	56.15%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	1.06		
P valeur	0.14		
Fama & French Alpha (annualisé)	-1.39%		
T-stat	-1.81		
P valeur	0.07		
Taux de rotation annuel moyen	392.73%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

Cette stratégie n'affiche pas une performance supérieure sur base des ratios utilisés. Au contraire, le *Sharpe ratio* diminue et le taux de rotation augmente. Les résultats apparaissent néanmoins globalement en ligne avec l'équation *Macro Style* ajustée

(ROLL). Ces résultats tendent à confirmer notre choix d'un modèle à trois facteurs. Les résultats hors frais³⁸ conduisent aux mêmes conclusions.

Table 24: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels.

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLSECTCPIF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLSECTIPF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{ROLLSECTPENTEF}_{t-1} + \beta_4 \cdot \text{ROLLSECTPRISKF}_{t-1} + \beta_5 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Value	Growth
<i>Return moyen annualisé</i>	14.09%	17.46%	11.19%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.56%	16.15%	19.26%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.52	0.77	0.32
<i>Hit Ratio</i>	57.06%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	1.43		
<i>P valeur</i>	0.08		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	-1.42%		
<i>T-stat</i>	-1.83		
<i>P valeur</i>	0.07		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	394.91%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.50%		

L'équation sectorielle sur base de l'équation complète tend à confirmer que le modèle « type BRR » complet n'affiche pas une plus grande efficacité prédictive que nos modèles à trois facteurs, même hors frais de transaction³⁹.

³⁸ Voir annexe 83.

³⁹ Voir annexe 84.

3.3.2. Analyse prédictive sur SMB, modèle « complet »

Table 25: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%).

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB} = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLCPIF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{ROLLPENTEF}_{t-1} + \beta_4 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_5 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Small	Big
<i>Return moyen annualisé</i>	13.68%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.24%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.50	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	53.94%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	1.82		
<i>P valeur</i>	0.03		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	-0.90%		
<i>T-stat</i>	-0.99		
<i>P valeur</i>	0.32		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	464.73%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.50%		

Les résultats sur base du modèle complet sont une nouvelle fois moins bons que ceux de notre spécification *Macro Style* avec un *Sharpe ratio* inférieur aux portefeuilles *big* et *small*. De plus, l'*alpha* est négatif, mais non significatif. Le *hit ratio* est également en baisse à 53.94%, bien qu'il reste significatif. Hors frais de transaction⁴⁰, la stratégie est gagnante avec un *Sharpe ratio* supérieur aux stratégies statiques. Cependant, l'*alpha* de FF n'est significatif qu'à un seuil de 11%.

⁴⁰ Voir annexe 85.

Table 26: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels.

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLSECTCPIF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLSECTIPF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{ROLLSECTPENTEF}_{t-1} + \beta_4 \cdot \text{ROLLSECTPRISKF}_{t-1} + \beta_5 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	<i>Small</i>	<i>Big</i>
<i>Return moyen annualisé</i>	13.31%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.53%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.47	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	52.11%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	0.96		
<i>P valeur</i>	0.17		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	-1.42%		
<i>T-stat</i>	-1.54		
<i>P valeur</i>	0.12		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	447.27%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.50%		

Pour le modèle complet avec des actifs de base sectoriels, les résultats sont à nouveau inférieurs avec un *hit ratio* de 52.11%, non significatif. Hors frais⁴¹, les résultats ne sont pas non plus significatifs.

Notons que dans le cadre de cette étude, nous nous sommes concentrés sur les variables économiques. La littérature académique sur les modèles de prévisions pointe cependant les variables de valorisation relative et les variables de *momentum* comme des variables importantes.

Afin de fournir un point de comparaison à nos résultats, nous avons testé une stratégie de *momentum* comme alternative aux variables économiques.

⁴¹ Voir annexe 86.

3.4. Une méthodologie alternative : Style momentum

Devant la difficulté de prédire le style de gestion (*value/growth*) qui devrait réaliser la meilleure performance à l'avenir sur base du contexte économique ou encore des facteurs de FF, une solution alternative est d'utiliser le *momentum* comme outil de décision de rotation entre styles de gestion. Les résultats vont également fournir un point de comparaison aux observations basées sur notre spécification « économique ».

A l'instar de Chen et De Bondt (2004), nous allons analyser la performance d'une stratégie de rotation des styles sur base du *momentum*. La méthodologie que nous avons retenue est proche de celle développée par ces derniers. Néanmoins, les portefeuilles représentant les styles de gestion sont différents et notre période d'étude est plus longue. Chen et De Bondt (2004) ont constitué dix portefeuilles sur base des sociétés composant le S&P 500. Le 31 décembre de chaque année, ils segmentent l'indice en dix portefeuilles selon les styles suivants : *small - growth*, *mid - growth*, *big - growth*, *small - blend*, *mid - blend*, *big - blend*, *small - value*, *mid - value*, *big - value* et *no-dividend*. La période d'étude s'étend de janvier 1977 à décembre 2001 (288 mois).

Les dix portefeuilles constitués sont ensuite classés selon leurs performances passées (3 mois, 6 mois, 9 mois, 1 an). Le choix des portefeuilles s'effectue sur base de la performance passée et ces portefeuilles sont ensuite conservés pour des périodes de détention de respectivement 3 mois, 6 mois, 9 mois et 12 mois. La performance des portefeuilles « gagnants » est comparée à celle des portefeuilles « perdants ». Le portefeuille d'arbitrage (achat portefeuilles gagnants et vente portefeuilles perdants) est également analysé ainsi que la significativité des résultats (t-statistiques). Cette méthodologie est proche de celle de Jagadeesh et Titman (1993).

Les résultats obtenus par les auteurs indiquent la présence d'un effet *momentum* au niveau des styles de gestion sur des périodes de court à moyen terme (jusqu'à 1 an). Les résultats des portefeuilles d'arbitrage sont ainsi statistiquement différents de zéro (hors frais de transaction) pour la plupart des périodicités de *momentum* (*returns* passés allant de 3 mois à 1 an) et des périodes de détention (de 3 mois à 1 an).

3.4.1. Méthodologie

Nous avons adopté une méthodologie similaire à celle de Chen et De Bondt (2004). Cependant, au niveau des portefeuilles de style utilisés, en cohérence avec l'ensemble de notre étude, nous utilisons les portefeuilles de FF. Plus précisément, nous utilisons les six portefeuilles utilisés par FF pour la construction des facteurs HML et SMB : *small - growth*, *mid - growth*, *big - growth*, *small - value*, *mid - value* et *big - value*. Notre période d'étude, comme dans la partie II de notre étude, s'étend du 31 août 1960 au 31 décembre 2005. Pour rappel, le 31 août 1960 est la première date disponible sur base de la construction des *factor mimicking portfolios* et d'une première période d'analyse (calibration du modèle) de cinq ans. Même si dans ce chapitre nous n'avons pas recours aux *factor mimicking portfolios*, nous avons conservé le même échantillon pour assurer une période de comparaison identique.

Sur base des six portefeuilles de FF, nous avons testé deux stratégies. D'une part, nous avons sélectionné le portefeuille ayant affiché le meilleur *return* sur les 12 derniers mois avec une période de détention de 12 mois. D'autre part, nous avons adopté une stratégie de *momentum* à 6 mois (portefeuille affichant la meilleure performance sur les 6 mois précédant la mise en place de la stratégie) avec une période de détention de 6 mois.

Nous n'avons pas opté pour des périodes de détention différentes de celle de *momentum* afin d'éviter les problèmes de chevauchement dans les périodes d'étude. En outre, cela permet de réduire les frais de transaction.

3.4.2. Résultats

3.4.2.1. Style momentum : prévision sur HML

Table 27: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. *Style momentum* : *momentum* 12 mois, période de détention 12 mois.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	15.72%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.42%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.62	0.77	0.32
Hit Ratio	55.78%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	1.04		
P valeur	0.15		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.39%		
T-stat	0.52		
P valeur	0.60		
Taux de rotation annuel moyen	39.27%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

Sur base d'une stratégie de *momentum* sur 1 an, avec période de détention de 1 an, les résultats de la stratégie sont supérieurs à un portefeuille *growth*, mais restent inférieurs à une détention statique en actions *value*, tant au niveau du *return* moyen que du *Sharpe ratio*. De plus, ni le *hit ratio*, ni l'*alpha* (sur base du modèle de FF) ne sont significatifs à un seuil de 5%.

Les résultats sont, en absolu, supérieurs à ceux obtenus par notre modèle économique (15.72% vs 14.03%). De plus, le *Sharpe ratio* passe de 0.53 à 0.62. Ils sont par contre relativement proches au niveau du *hit ratio*. De plus, au regard de la performance structurellement supérieure des actions *value* sur notre échantillon, il est assez logique que le suivi de la stratégie gagnante ait donné de bons résultats. Ainsi, lorsque l'on compare les deux stratégies hors frais de transaction⁴², les résultats sont pratiquement identiques.

⁴² Voir annexe 87.

Table 28: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. *Style momentum* : *momentum* 6 mois, période de détention 6 mois.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	15.04%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.30%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.58	0.77	0.32
Hit Ratio	52.29%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	-0.21		
P valeur	0.58		
Fama & French Alpha (annualisé)	-0.41%		
T-stat	-0.52		
P valeur	0.61		
Taux de rotation annuel moyen	80.73%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

Sur base d'une stratégie de *momentum* 6 mois, période de détention de 6 mois, les résultats sont inférieurs à ceux obtenus sur 12 mois. Tant le *hit ratio* que l'*alpha* sont à la baisse et non significatifs. Avec une période de 6 mois, les frais sont bien entendu à la hausse ce qui pèse sur les résultats. Cependant, même hors frais de transaction⁴³, les résultats ne sont pas significatifs.

3.4.2.2. *Style momentum* : prévision sur *SMB*

Table 29: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. *Style momentum* : *momentum* 12 mois, période de détention 12 mois.

	Stratégie	Small	Big
Return moyen annualisé	16.07%	15.96%	13.08%
Ecart-Type annualisé	17.40%	19.83%	14.54%
Sharpe Ratio	0.64	0.55	0.56
Hit Ratio	54.68%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	2.12		
P valeur	0.02		
Fama & French Alpha (annualisé)	1.14%		
T-stat	1.37		
P valeur	0.17		
Taux de rotation annuel moyen	39.27%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

A l'instar de ce que nous avons observé au niveau de notre équation économique, les résultats sont meilleurs au niveau des stratégies de *trading* selon la taille. Le *hit ratio* est

⁴³ Voir annexe 88.

ainsi significatif à un seuil de 2%. De plus, il est à noter que la stratégie présente un *Sharpe ratio* supérieur aux classes *small* et *big*. Notons que la performance cumulée de la stratégie est supérieure à celle des *small*.

La stratégie de style *momentum* semble donc intéressante au niveau de l'effet taille au regard de la performance ajustée pour le risque (*Sharpe ratio*). Comme stratégie de *trading*, les résultats (*alpha* d'un modèle de FF) sont positifs, mais non significatifs, même hors frais de transaction⁴⁴, contrairement à ce que nous avons observé pour notre spécification *Macro Style*.

Table 30: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. *Style momentum* : *momentum* 6 mois, période de détention 6 mois.

	Stratégie	Small	Big
Return moyen annualisé	14.47%	15.96%	13.08%
Ecart-Type annualisé	17.09%	19.83%	14.54%
Sharpe Ratio	0.55	0.55	0.56
Hit Ratio	51.01%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	0.45		
P valeur	0.33		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.35%		
T-stat	0.44		
P valeur	0.66		
Taux de rotation annuel moyen	102.55%		
Frais (achat et vente)	0.50%		

Sur base d'une stratégie de *momentum* 6 mois, période de détention de 6 mois, les résultats sont, comme pour HML, inférieurs à ceux obtenus sur 12 mois. Tant le *hit ratio* que l'*alpha* sont à nouveau à la baisse et non significatifs⁴⁵.

Les meilleurs résultats obtenus sur 12 mois semblent indiquer que le *style momentum* est plus efficace pour capter les tendances à moyen terme que comme stratégie de *trading* de court terme.

⁴⁴ Voir annexe 89.

⁴⁵ Voir résultats hors frais de transaction en annexe 90.

4. Conclusions

Nos résultats confirment la difficulté de mettre au point une stratégie gagnante de *timing* entre *value* et *growth*. Nous ne parvenons pas à dégager des résultats statistiquement significatifs dans cette dimension, pas plus au niveau du *hit ratio* que de l'*alpha*.

Le recours aux portefeuilles d'actifs de base sectoriels ne permet pas d'améliorer les résultats. De plus, le modèle de FF ne donne pas non plus de résultats supérieurs dans une perspective de prévision.

Les résultats de notre modèle à trois facteurs utilisé dans la partie II tendent à être légèrement supérieurs à ceux d'un modèle complet (toutes les variables du modèle de BRR, estimées par *factor mimicking portfolios*). Cela peut s'expliquer par un contenu informatif assez semblable pour les différentes variables, la croissance économique future apparaissant comme l'information la plus importante, ce qui tend à confirmer les résultats de Vassalou (2003).

L'approche par *momentum* de style, bien qu'affichant des résultats légèrement supérieurs en absolu, ne permet pas non plus d'obtenir des résultats statistiquement significatifs dans la rotation entre portefeuilles *value* et *growth*.

Dans la dimension taille (prévision sur SMB), les résultats sont plus satisfaisants. Notre modèle à trois facteurs affiche ainsi un *hit ratio* statistiquement significatif. Hors frais, l'*alpha* est positif et significatif. Ces résultats sont assez proches de ceux obtenus par une stratégie basée sur le *momentum*. Le modèle complet et le modèle de FF affichent par contre des résultats inférieurs dans cette optique de prévision. Cette possibilité d'établir une stratégie gagnante sur le *timing* entre *small* et *big* confirme les résultats d'auteurs tels que Cooper, Gulen, Vassalou (2001), Bauer et Molenaar (2002) ou encore Arshanapalli, Switzer, Panju (2007). Néanmoins, en prenant en compte les frais de transaction, l'*alpha* (FF), bien que positif, n'est plus significatif. Cela limite la portée de cette spécification comme outil de *trading*, mais pas comme élément d'allocation stratégique d'actifs.

Différentes pistes de recherche se dégagent de nos résultats. D'une part, la combinaison d'informations économiques avec des données de valorisation relative et de *momentum* pourrait améliorer les résultats obtenus. Ensuite, le recours à une modélisation de type LOGIT multinomial devrait permettre d'affiner les conclusions. En effet, la combinaison de signaux *value* et *small* sur base de LOGIT binomiaux n'est pas identique à un signal *small/value* multinomial. Les univers d'investissement sur lesquels sont basés ces signaux sont, en effet, différents. Cela pose la question de la mise en pratique des signaux de prévision.

Une fréquence d'étude trimestrielle plutôt que mensuelle pourrait également permettre de réduire aussi bien les frais de transaction que le bruit au niveau des signaux.

Au niveau de la méthodologie, les modèles TAR ou encore *Markov Switching* constituent d'autres pistes de recherche quant au développement de stratégies de *trading* gagnantes.

Enfin, une analyse sur différents pays permettrait de valider notre approche.

CONCLUSION GENERALE

Les stratégies de gestion active basées sur une segmentation par style de gestion (*value* vs *growth* ou encore *small* vs *big*) sont très utilisées dans l'industrie de la gestion de fonds en raison, notamment, de l'observation qu'une *value premium* et une *size premium* se dégagent sur le long terme. Le modèle à trois facteurs de Fama & French (1993) permet de mieux comprendre le *return* affiché par ces gestionnaires via les primes de risque HML (*value* moins *growth*), SMB (*small* moins *big*) et la prime de risque de marché. Il permet d'identifier si une performance supérieure à la moyenne du marché s'explique par une vraie capacité de gestion active (création d'*alpha*) ou simplement par un style de gestion plus prononcé. Cependant, la question de l'origine de la surperformance d'un style de gestion par rapport à un autre reste posée.

L'objectif principal de notre étude est de mieux comprendre à quel contexte économique correspond la performance relative des actions *value* et *growth* ou encore *small* et *big*. Sur base de ces résultats, il est alors possible pour un gestionnaire de fonds de positionner son portefeuille sur un style particulier en fonction de son scénario économique et ainsi tenter d'améliorer ses performances ajustées pour le risque.

Après avoir passé en revue la littérature dans la partie I de notre étude, nous avons développé un modèle de *pricing* « économique » dans la partie II. Sur base de variables économiques dérivées du modèle empirique de Burmeister, Roll et Ross (BRR-2003) et estimées par *factor mimicking portfolios*, nous avons analysé la *value premium* (via le facteur HML) et la *size premium* (SMB). Nous nous inscrivons dans le prolongement des travaux de Vassalou (2003), qui visent à donner une interprétation économique aux facteurs HML et SMB de FF.

Sur base du modèle économique à trois facteurs que nous avons développé, dont les variables sont les innovations dans les attentes sur la croissance de la production industrielle (facteur croissance), les innovations sur la prime de risque crédit (facteur confiance) et la prime de risque de marché, nos résultats montrent une sensibilité plus grande de la *value premium* au facteur confiance. Si ce résultat est en contradiction avec BRR, il va par contre dans le sens de FF (1993). Ces derniers justifient la *value premium* par un risque de défaillance des actions *value* plus grand. Vassalou et Xing

(2004) indiquent aussi un lien entre le risque de défaillance et les facteurs HML et SMB.

Les facteurs croissance et marché semblent, par contre, davantage liés à la performance des actions *growth* que des actions *value*. Cependant, si toutes ces variables apportent une contribution à la *value premium*, elles ne sont pas suffisantes pour l'expliquer. A l'instar de Li, Brooks et Miffre (2008), l'inclusion de la volatilité dans l'équation par le biais d'un GARCH-M, et donc la modélisation directe du lien entre *return* attendu et risque total, permet d'expliquer plus spécifiquement la *value premium*. De plus, l'effet semble être asymétrique, un choc négatif ayant plus d'impact qu'un choc positif, ce qui est en ligne avec les observations de Zhang (2005).

Conformément à FF (1993) et Vassalou (2003), nous dégageons ainsi une explication rationnelle de la *value premium*, cette dernière reflétant un risque supplémentaire. Cependant, HML fait apparaître de la corrélation sérielle, ce qui nous a poussés à inclure un AR(1) dans notre équation. Cet effet *momentum* semble, par contre, plus relever d'une interprétation dans le cadre de la finance comportementale.

Pour la *size premium*, la meilleure performance des actions *small* s'explique totalement par une exposition plus grande aux facteurs de risque. Les actions *small* sont ainsi plus sensibles aux facteurs croissance, confiance et prime de risque marché. Lorsqu'on neutralise l'effet *value*, nous n'observons pas de *size premium* inexplicée.

Au terme de ce cheminement, nous avons retenu deux variantes de notre modèle économique dont les variables explicatives sont la prime de risque de marché, le facteur croissance et le facteur confiance. Ces deux spécifications se distinguent par les actifs de base utilisés pour constituer le *factor mimicking portfolio* lié à chacune des variables explicatives. L'une utilise des actifs de base issus de la segmentation taille/style (spécification appelée *Macro Style*) et l'autre des actifs de base sectoriels (*Macro Secteur*). Le recours aux *factor mimicking portfolios* permet d'extraire des informations directement liées aux marchés. De plus, travaillant alors sur des données de marché, la fréquence des données peut être beaucoup plus grande. Par rapport au modèle à trois facteurs de FF, ces spécifications empiriques présentent l'avantage principal de permettre une interprétation économique directe des résultats.

Dans la seconde section de la partie II, nous avons étudié si notre modèle économique à trois facteurs pouvait être considéré comme une alternative intéressante au modèle de FF ou encore au CAPM. Nous avons ainsi comparé nos deux spécifications au modèle de FF et au CAPM pour expliquer le différentiel de *returns* de vingt-cinq portefeuilles classés par taille/style, dix-sept portefeuilles sectoriels et dix portefeuilles classés par *momentum*. Le modèle de FF apparaît comme le grand gagnant sur les portefeuilles taille/style. Cependant, le modèle de FF reprend précisément ces deux facteurs pour modéliser directement les anomalies de taille et de style, ce qui tend à le favoriser. Dans la dimension sectorielle, c'est notre spécification *Macro Secteur* qui ressort comme étant la meilleure, ce qui n'est pas une surprise non plus, par construction. Notons néanmoins que notre équation ne modélise pas directement les différentiels sectoriels, à l'image de HML et SMB pour le style et la taille, mais bien des expositions macroéconomiques. Il apparaît donc que, si les résultats sont robustes au choix des actifs de base, le choix de ces derniers reste discriminant pour la supériorité d'un modèle par rapport à un autre.

Dans la partie II, diverses pistes de développement apparaissent. Les résultats obtenus sur base de séries chronologiques devraient être confirmés en coupes transversales. De plus, il conviendrait de mener ces analyses sur divers pays. A ce niveau, la disponibilité des données reste problématique, particulièrement pour la constitution des *factor mimicking portfolios*.

Enfin, dans partie III de notre étude, nous avons étudié la possibilité d'utiliser ces résultats dans la construction de stratégies dynamiques basées sur la rotation des styles de gestion. En effet, même si les actions *value* tendent à afficher une performance supérieure sur le long terme, un gestionnaire peut difficilement supporter les périodes plus difficiles, lesquelles peuvent parfois durer plusieurs années. De plus, les signaux issus des modèles développés doivent permettre d'améliorer le couple risque/*return* d'un portefeuille en évitant certains styles de gestion dans des conditions de marché qui leurs sont défavorables. Les stratégies développées ne doivent donc pas être vues comme des stratégies de *trading* à répliquer, mais plus comme des outils d'aide à la décision dans un contexte d'allocation d'actifs stratégique. Une gestion par fonds de

fonds ou encore via *trackers* permet tout à fait d'appliquer ce type d'outils dans la pratique.

Nous avons utilisé les deux spécifications de notre modèle économique et le modèle de FF dans un contexte de prévision. Nous avons également analysé la performance réalisée par une stratégie de *momentum*. Nos résultats confirment la difficulté de mettre au point un modèle de *timing* gagnant entre *value* et *growth*, après frais de transaction. Nous ne parvenons pas à dégager des résultats statistiquement significatifs dans cette dimension. Ni le recours aux portefeuilles d'actifs de base sectoriels, ni la stratégie de *momentum* ne permettent d'améliorer les résultats. Le modèle de FF ne donne pas non plus de résultats supérieurs dans une perspective de prévision.

Dans la dimension taille (prévision sur SMB), les résultats sont plus satisfaisants. Notre modèle économique à trois facteurs affiche des résultats statistiquement significatifs. Ces derniers sont supérieurs à ceux obtenus sur base du modèle de FF. Ils sont, par contre, en ligne avec ceux d'une stratégie basée sur le *momentum*. Les frais de transaction restent néanmoins un frein important et ces stratégies sont plus à considérer dans un contexte d'allocation stratégique que comme outil de *trading*. Cette possibilité d'établir une stratégie gagnante sur le *timing* entre *small* et *big* confirme les résultats d'auteurs tels que Cooper, Gulen, Vassalou (2001), Bauer et Molenaar (2002) ou encore Arshanapalli, Switzer, Panju (2007).

Différentes pistes de recherche se dégagent de nos résultats. D'une part, la combinaison d'informations économiques avec des données de valorisation relative et de *momentum* pourrait améliorer les résultats obtenus. D'autre part, le recours à une modélisation par LOGIT multinomial devrait permettre d'affiner les conclusions. Les modèles TAR ou encore *Markov Switching* constituent d'autres pistes de recherche quant au développement de stratégies de *trading* gagnantes. Enfin, une analyse sur différents pays permettrait de valider notre approche. Une fréquence d'étude trimestrielle plutôt que mensuelle pourrait mener à une réduction des frais de transaction et du bruit au niveau des signaux.

En conclusion, l'interprétation économique des facteurs HML et SMB de FF - et le développement d'un modèle basé sur ces facteurs économiques - offre au gestionnaire

de fonds un outil d'analyse supplémentaire. En fonction du scénario économique envisagé, il a la possibilité d'adopter le style de gestion dont la probabilité de performance est la plus élevée. Ce lien avec le contexte économique fait de notre modèle un complément intéressant au modèle de FF.

BIBLIOGRAPHIE

Alexander, Carol, *Market Models*, 2001, John Wiley & Sons, Inc.

Arshanapalli, Bala G., Lorne N. Switzer, L.T.S. Hung, 2004, *Dynamic Asset Allocation for International Investment: Comparing Active versus Passive Strategies for EAFE and S&P 500*, Journal of Portfolio Management, 30, 51-60.

Arshanapalli, Bala G., Lorne N. Switzer, Karim Panju, 2007, *Equity-style timing: A multi-style rotation model for the Russell large-cap and small-cap growth and value style indexes*, Journal of Asset Management, 8,1, 9-23.

Barberis, Nicholas, Andrei Shleifer, et Robert Vishny, 1998, *A model of investor sentiment*, Journal of Financial Economics, 49, 307-343.

Barberis, Nicholas et Andrei Shleifer, 2003, *Style Investing*, Journal of Financial Economics, 68, 161-199.

Basu, Sanjoy, 1977, *Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price-Earnings Ratios: A test of The Efficient Market Hypothesis*, Journal of Finance, 32, 663-682.

Basu, Sanjoy, 1983, *The relationship between earnings yield, market value, and return for NYSE common stocks: further evidence*, Journal of Financial Economics, 12, 129-156.

Bauer, Rob, Jeroen Derwall, et Roderick Molenaar, 2004, *The real-time predictability of the size and value premium in Japan*, Pacific-Basin Finance Journal, 12, 503-523.

Bauer, Rob, et Roderick Molenaar, 2002, *Is the value Premium Predictable in Real Time?*, Limburg Institute of Financial Economics, Working Paper 02-003.

Black, Fisher, Jensen, Nick, et Myron Scholes, 1972, *The Capital Asset Pricing Model : Some Empirical Tests*, In Jensen, M. (ed.) *Studies in The Theory of Capital Markets* (New York, Preager).

Black, Fisher, 1993, *Beta and return*, *Journal of Portfolio Management* 20, 8-18.

Bollerslev, Tim, 1986, *Genralized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, *Journal of Econometrics* 31, 307-327.

Breeden, Douglas, Michael R. Gibbons et Robert Litzenberger, 1989, *Empirical Tests of the Consumption-Oriented CAPM*, *Journal of Finance*, 44, 231-262.

Brennan, M.J., T. Chordia, et A. Subrahmanyam, 1998, *Alternative factor specifications, security characteristics, and the cross-section of expected stock returns*, *Journal of Financial Economics* 49, 345-373.

Brooks, Chris, 2002, *Introductory econometrics for finance*, Cambridge University Press.

Burmeister, Edwin, et K. Wall, 1986, *The Arbitrage Pricing Theory and Macroeconomic Factor Measures*, *Financial Review*, 21, 1-20.

Burmeister, Edwin, R. Roll, et Stephen A. Ross, 2003, *Using macroeconomic factors to control portfolio risk*, working paper, BIRR.

Chan, Louis K.C., Nai-Fu Chen et David A. Hsieh, 1985, *An Exploratory Investigation of the Firm Size Effect*, *Journal of Financial Economics*, 14, 451-471.

Chan, Louis K.C., Yasushi Hamao, et Josef Lakonishok, 1991, *Fundamentals and Stock Returns in Japan*, *Journal of Finance*, 46, 1739-1764.

Chen, Joseph, 2002, *Intertemporal CAPM and the Cross-Section of Stock Returns*, Working paper, University of Southern California.

Chen, Long et Lu Zhang, 2010, *A better three-factor model that explains more anomalies*, Journal of Finance, 65, 563-595.

Chen, Nai-Fu, 1983, *Some Empirical Tests of the Theory of Arbitrage Pricing*, Journal of Finance, 38, 1393–1414.

Chen, Nai-Fu, Richard R. Roll, et Stephen A. Ross, 1986, *Economic Forces and the Stock Market*, Journal of Business, 59(3), 383–404.

Chen, Nai-Fu, Bruce Grundy, et Robert F. Stambaugh, 1990, *Changing Risk, Chang-ing Risk Premiums, and Dividend Yield Effects*, Journal of Business, 63(1), S51–S70.

Chou, Pin-Huang, Kuan-Cheng Ko et Shinn-Juh Lin, 2010, *Do relative leverage and relative distress really explain size and book-to-market anomalies*, Journal of Financial Markets, 13, 77-100.

Christie, Andrew A., et Michael Hertz, 1981, *Capital Asset Pricing Anomalies : Size and Other Correlations*, University of Rochester, Rochester, NY.

Cobbaut, Robert, 1994, *Théorie Financière*, Troisième édition, Economica.

Cochrane, John H., 2001, *Asset Pricing*, Princeton University Press, Princeton, New Jersey.

Coggin, T. Daniel, 1998, *Long-Term Memory in Equity Style Indexes*, Journal of Portfolio Management, 37-46.

Cooper, Michael, Huseyin Gulen et Maria Vassalou, 2001, *Investing in size and book-to-market portfolios using information about the macroeconomy: some new trading rules*, Working Paper.

Copeland, M.M. et T.E. Copeland, 1999, *Market Timing: Style and Size Rotation Using the VIX*, Financial Analysts Journal, 55, 73-81.

Daniel, Kent, David Hirshleifer, et Avanidhar Subrahmanyam, 1998, *Investor psychology and security market under- and overreactions*, Journal of Finance, 53, 1839-1885.

Daniel, Kent, et Sheridan Titman, 1997, *Evidence on the Characteristics of Cross Sectional Variation in Stock Returns*, Journal of Finance, 52, 1-33.

Davis, James L., Eugene F. Fama, et Kenneth R. French, 2000, *Characteristics, Covariances and Average Returns: 1929-1997*, Journal of Finance, 55, 389-406

De Bondt, W., et R. Thaler (1985), *Does The Stock Market Overreact ?*, Journal of Finance, 40, 793-808.

De Bondt, W., et R. Thaler (1987), *Further Evidence on Investor Overreaction and Stock Market Seasonality*, Journal of Finance, 42, 557-581.

Dybvig, Philip, 1983, *An Explicit Bound on Deviations from APT Pricing in a Finite Economy*, Journal of Financial Economics, 12, 483-496.

Dybvig, Philip, et Stephen A. Ross, 1985, *Yes, the APT is Testable*, Journal of Finance, 40(4), 1173-1188.

Elton, Edwin j., et Martin J. Gruber, 2003, *Modern Portfolio Theory and Investment Analysis*, sixth edition, John Wiley & Sons, Inc.

Engle, Robert F., 1982, *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*, Econometrica 50, 987-1008.

Fama, Eugene, et Kenneth R. French, 1989, *Business conditions and expected returns on stocks and bonds*, Journal of Financial Economics, 25, 23-49.

Fama, Eugene F., et Kenneth R. French, 1992, *The cross section of expected stock returns*, Journal of Finance, 46, 427-466.

Fama, Eugene F., et Kenneth R. French, 1993, *Common risk factors in the returns on stocks and bonds*, Journal of Financial Economics, 33, 3-56.

Fama, Eugene F., et Kenneth R. French, 1995, *Size and book-to-market factors in earnings and stock returns*, Journal of Finance, 50, 131-155.

Fama, Eugene F., et Kenneth R. French, 1996, *Multifactor explanation of asset pricing anomalies*, Journal of Finance, 51, 55-84.

Fama, Eugene F., et Kenneth R. French, 1998, *value versus growth: The International Evidence*, Journal of Finance, 53, 1975-1999.

Fama, Eugene F., et James MacBeth, 1973, *Risk, Return and Equilibrium: Empirical Tests*, Journal of Political Economy, 38, 607-636.

Glabadanidis, Paskalis, 2009, *A Dynamic Asset Pricing Model with Time-Varying Factor and Idiosyncratic Risk*, Journal of Financial Econometrics, 7, 247-267.

Glosten, L.R., R. Jagannathan, et D.E. Runkle, 1993, *On the Relation Between The Expected value and The Volatility of The Nominal Excess Returns on Stocks*, Journal of Finance, 48, 1779-1801.

Gokani, Bhavesh, et Natasha Todorovic, 2006, *Profitability of Quantitative vs. Momentum Size and Style Rotation Strategies in the UK Equity Market*, Working Paper.

Gomes, Joao F., Leonid Kogan et Lu Zhang, 2003, *Equilibrium Cross-Section of Return*, Journal of Political Economy.

Gordon, Myron, 1962, *The Investment, Financing, and Valuation of the Corporation*, Homewood Ill. : Richard D.Irwin.

Grinblatt, Mark, et Sheridan Titman, 1983, *Factor Pricing in a Finite Economy*, Journal of Financial Economics, 12, 497–507.

Grinblatt, Mark, et Sheridan Titman, 2001, *Financial Markets and Corporate Strategy*, 2nd Edition, McGraw-Hill.

Gulen, Huseyin, Yuhang Xing, et Lu Zhang, 2010, *Value versus Growth: Time-Varying Expected Stock Returns*, NBER Working Paper.

Guo, Hui, Robert Savickas, Zijun Wang et Jian Yang, 2009, *Is the value premium a proxy for time-varying investment opportunities? Some time series evidence*, Journal of Financial and Quantitative Analysis, 44, 109-132.

Hansen, P. R., 2005, *A test for superior predictive ability*, Journal of Business and Economic Statistics 23, 365–380.

Hansen, P. R., A. Lunde, et Nason, J. M., 2003, *Choosing the best volatility models: The model confidence set approach*, Oxford Bulletin of Economics and Statistics 65, 839–861.

Hansen, P. R., A. Lunde, et Nason, J. M., 2004, *Model confidence sets for forecasting models*. Unpublished manuscript.

Hawawini, Gabriel et D. B. Keim, 1998, *The Cross Section of Common Stock Returns: A Review of the Evidence and Some New Findings*, Rodney L. White Center for Financial Research Working Papers 08-99, Wharton School Rodney L. White Center for Financial Research.

Ingersoll, Jonathan E., Jr., 1984, *Some Results in the Theory of Arbitrage Pricing*, Journal of Finance, 39, 1021-1039.

Keim, D., 1983, *Size Related Anomalies and Stock Market Seasonality: Further Empirical Evidence*, Journal of Financial Economics, 12, 12-32.

Kothari, S., J. Shanken, J., et R. Sloan, 1995, *Another Look at the Cross-Section of Expected Returns*, Journal of Finance, 50, 185-224.

Kumar, Alok, 2009, *Dynamic Style Preference of Individual Investors and Stock Returns*, Journal of Financial and Quantitative Analysis, 44, 607-640.

Lakonishok, Jacob, Andrei Shleifer, et Robert Vishny, 1994, *Contrarian investment, extrapolation and risk*, Journal of Finance, 49, 1541-1578.

Lamont, Owen A., *Economic Tracking Portfolios*, 2001, Journal of Econometrics, November.

Lettau, Martin, et Sydney Ludvigson, 2001, *Resurrecting the C-CAPM: A Cross-sectional Test When Risk Premia are Time-varying*, Journal of Political Economy 109, 1238-1287.

Levis, M. et M. Liodakis, 1999, *The Profitability of Style Rotation Strategies in the United Kingdom*, Journal of Portfolio Management, 26, 73-86.

Li, Xiafei, Chris Brooks et Joëlle Miffre, 2008, *The value premium and Time-Varying volatility*, ICMA Centre Discussion Papers in Finance.

Lo, A.W. et A.C. MacKinlay, 1990, *Data Snooping Biases in Tests of Financial Asset Pricing Models*, Review of Financial Studies, 3, 431-467.

Merton, Robert C., 1973, *An Intertemporal Capital Asset Pricing Model*, Econometrica, 41, 867-887.

Pesaran, Hashem et Allan Timmermann, 1995, *Predictability of Stock Returns: Robustness and Economic Significance*, Journal of Finance, 50, 1201-1228.

Petkova, R., 2006, *Do the Fama-French factors proxy for innovations in predictive variables?*, Journal of Finance 61, 581-612.

Petkova, Ralitsa, et Lu Zhang, 2005, *Is value Riskier than growth?*, Journal of Financial Economics 78, 187-202.

Roll, Richard R., et Stephen A. Ross, 1980, *An Empirical Investigation of the Arbitrage Pricing Theory*, Journal of Finance, 35, 1073–1104.

Roll, Richard R., et Stephen A. Ross, 1984, *A Critical Reexamination of the Arbitrage Pricing Theory: A Reply*, Journal of Finance, 39, 347–350.

Ross, Stephen A., 1976, *The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing*, Journal of Economic Theory, 13, 341–360.

Shanken, Jay, 1982, *The Arbitrage Pricing Theory? It is Testable*, Journal of Finance, 37, 1129–1140.

Shanken, Jay, 1985, *Multivariate tests of the zero-beta CAPM*, Journal of Financial Economics 14, 327-348

Stattman, Dennis, 1980, *Book values and Stock Returns*, The Chicago MBA : A Journal of Selected Papers, 4, 25-45.

Vassalou, Maria, et Jimmy Liew, 2000, *Can Book-to-Market, Size and Momentum Be Risk Factors That Predict Economic growth?*, Journal of Financial Economics, 2000, 57, 221-245.

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

Vassalou, Maria, et Yuhang Xing, 2004, *Default Risk in Equity Returns*, Journal of Finance, LIX(2), 831-868.

Verbeek, Marno, 2000, *A Guide to Modern Econometrics*, John Wiley & Sons, Inc.

Zhang, L., 2005, *The value premium*, Journal of Finance 60 (1), 67-101.

Liste des figures

Figure 1: HML – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005).....	26
Figure 2: SMB – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)	27
Figure 3: Evolution de HML et SMB (31/07/1955 – 31/12/2005)	32
Figure 4: Inflation (CPI) – Moyenne glissante sur 12 mois (taux de croissance année sur année, données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005).....	36
Figure 5: Production industrielle (IP) – Moyenne glissante sur 12 mois (taux de croissance année sur année, données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)	37
Figure 6: Risque de maturité (PENTE) – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)	38
Figure 7: Risque de confiance (PRISK) – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)	39
Figure 8: Risque de marché (MARKET) – Moyenne glissante sur 12 mois (données mensuelles, 31/07/1955 – 31/12/2005)	40
Figure 9: HML : <i>News impact curves</i> (31/07/1955 – 31/12/2005).....	72
Figure 10: <i>Value</i> : <i>News impact curves</i> (31/07/1955 – 31/12/2005).....	73
Figure 11: <i>Growth</i> : <i>News impact curves</i> (31/07/1955 – 31/12/2005).....	73
Figure 12: SMB : <i>News impact curves</i> (31/07/1955 – 31/12/2005)	75
Figure 13: <i>Small</i> : <i>News impact curves</i> (31/07/1955 – 31/12/2005).....	75
Figure 14: <i>Big</i> : <i>News impact curves</i> (31/07/1955 – 31/12/2005)	76
Figure 15: Comparaison de la performance de la stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> et <i>growth</i> , des stratégies statiques respectives et du benchmark (ensemble du marché US, pondéré par les capitalisations boursières). Période du 31/08/1960 au 31/12/2005. Echelle logarithmique.	108
Figure 16: Comparaison de la performance de la stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> et <i>big</i> , des stratégies statiques respectives et du benchmark (ensemble du marché US, pondéré par les capitalisations boursières). Période du 31/08/1960 au 31/12/2005. Echelle logarithmique.	113

Liste des tables

Table 1: Analyse descriptive des facteurs HML et SMB	31
Table 2: Analyse descriptive des variables explicatives (brutes) CPI, IP, PENTE, PRISK et MARKET..	35
Table 3: Matrice des corrélations des variables explicatives, t-statistiques et p-valeur.....	47
Table 4: Sensibilité observée du <i>return</i> de portefeuilles <i>value</i> , <i>growth</i> , HML, <i>small</i> , <i>big</i> et SMB à différentes variables explicatives, résultats de Burmeister, Roll & Ross (BRR - 2003).....	54
Table 5: Régression de la <i>value premium</i> (HML) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTE, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD).....	56
Table 6: Régression de la <i>size premium</i> (SMB) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTE, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD).....	59
Table 7: Régression de la <i>value premium</i> (HML) sur les variables RESCPIF1, RESCPIF2, RESIPF1, RESIPF2, RESPENTE1, RESPENTE2, RESPRISKF1, RESPRISKF2, MARKET1 et MARKET2, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)	62
Table 8: Régression de la <i>value premium</i> (HML) sur les variables RESUCPIF, RESUIPF, RESUPENTE, RESUPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD).....	64
Table 9: Régression de la <i>value premium</i> (HML) sur les variables RESSECTCPIF, RESSECTIPF, RESSECTPENTE, RESSECTPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD) ...	66
Table 10: Régression de la <i>size premium</i> (SMB) sur les variables RESSECTCPIF, RESSECTIPF, RESSECTPENTE, RESSECTPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD) ...	67
Table 11: Régression de la <i>value premium</i> (HML) sur les variables RESIPF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)	70
Table 12: Régression de la <i>size premium</i> (SMB) sur les variables RESIPF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)	74
Table 13: Régression de la <i>value premium</i> (HML) sur les variables RESSECTIPF, RESSECTPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)	77
Table 14: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 8 et 16 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	88
Table 15: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les secteurs 8 et 14 (Secteur construction – secteur utilities) sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	90
Table 16: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 3 et 7 classés selon le <i>momentum</i> sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	92
Table 17: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%).	106
Table 18: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels.....	110
Table 19: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Modèle de FF.	111
Table 20: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%).	112
Table 21: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels.	114
Table 22: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Modèle de FF.	115
Table 23: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%).	116
Table 24: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels.....	117
Table 25: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%).	118
Table 26: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels.	119
Table 27: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. <i>Style momentum</i> : <i>momentum</i> 12 mois, période de détention 12 mois.	122
Table 28: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. <i>Style momentum</i> : <i>momentum</i> 6 mois, période de détention 6 mois.	123

Table 29: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. <i>Style momentum : momentum 12 mois, période de détention 12 mois.</i>	123
Table 30: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. <i>Style momentum : momentum 6 mois, période de détention 6 mois.</i>	124

ANNEXES

Liste des annexes

Annexe 1: Corrélation sérielle RESCPIF	159
Annexe 2: Corrélation sérielle RESIPF	160
Annexe 3: Corrélation sérielle RESPENTEF	161
Annexe 4: Corrélation sérielle RESPRISKF	162
Annexe 5: Corrélation sérielle RESSECTCPIF	163
Annexe 6: Corrélation sérielle RESSECTIPF	164
Annexe 7: Corrélation sérielle RESSECTPENTEF	165
Annexe 8: Corrélation sérielle RESSECTPRISKF	166
Annexe 9: Estimation d'un modèle AR(1) – GARCH(1,1) pour la <i>value premium</i> (HML)	167
Annexe 10: Estimation d'un modèle AR(1) – GARCH(1,1) pour la <i>size premium</i> (SMB)	167
Annexe 11: Estimation d'un modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD) pour la <i>value premium</i> (HML)	168
Annexe 12: Estimation d'un modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD) pour la <i>size premium</i> (SMB)	168
Annexe 13: Régression de la <i>size premium</i> (SMB2) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD).....	169
Annexe 14: Régression de la <i>value premium</i> (HML) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1).....	170
Annexe 15: Régression de la <i>size premium</i> (SMB) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1).....	170
Annexe 16: Régression de la <i>size premium</i> (SMB2) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1).....	171
Annexe 17: Test de Wald pour un changement structurel : test joint.....	172
Annexe 18: Test de Wald pour un changement structurel : Inflation.....	172
Annexe 19: Test de Wald pour un changement structurel : IP	172
Annexe 20: Test de Wald pour un changement structurel : Pente.....	172
Annexe 21: Test de Wald pour un changement structurel : Prisk.....	172
Annexe 22: Test de Wald pour un changement structurel : Market	172
Annexe 23: Régression de la <i>size premium</i> (SMB) sur les variables RESUCPIF, RESUIPF, RESUPENTEF, RESUPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD).....	173
Annexe 24: Régression de la <i>size premium</i> (SMB2) sur les variables RESUCPIF, RESUIPF, RESUPENTEF, RESUPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD).....	174
Annexe 25: Régression de la <i>size premium</i> (SMB2) sur les variables RESIPF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD).....	174
Annexe 26: Régression de la <i>size premium</i> (SMB) sur les variables RESSECTIPF, RESSECTPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)	175
Annexe 27: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 2 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	177
Annexe 28: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 3 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	178
Annexe 29: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 4 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	178
Annexe 30: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 5 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	179
Annexe 31: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 6 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	179
Annexe 32: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 7 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	180
Annexe 33: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 8 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	180

Annexe 74: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 9 segmentés selon le <i>momentum</i> sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	201
Annexe 75: Régression du différentiel de <i>returns</i> entre les portefeuilles 1 et 10 segmentés selon le <i>momentum</i> sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles <i>Macro Style</i> et <i>Macro Secteur</i> . Modélisation par GARCH (1,1).	202
Annexe 76: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Hors frais de transaction.	203
Annexe 77: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 35%). Hors frais de transaction.	203
Annexe 78: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels (SECT). Hors frais de transaction.	204
Annexe 79: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Modèle de FF. Hors frais de transaction.	205
Annexe 80: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Hors frais de transaction.	205
Annexe 81: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels. Hors frais de transaction.	206
Annexe 82: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Modèle de FF. Hors frais de transaction.	206
Annexe 83: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Hors frais de transaction.	207
Annexe 84: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels. Hors frais de transaction.	207
Annexe 85: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Hors frais de transaction.	208
Annexe 86: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels. Hors frais de transaction.	208
Annexe 87: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. <i>Style momentum</i> : <i>momentum</i> 12 mois, période de détention 12 mois. Hors frais de transaction.	209
Annexe 88: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>value</i> ou <i>growth</i> comparée à une allocation statique. <i>Style momentum</i> : <i>momentum</i> 6 mois, période de détention 6 mois. Hors frais de transaction.	209
Annexe 89: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. <i>Style momentum</i> : <i>momentum</i> 12 mois, période de détention 12 mois. Hors frais de transaction.	210
Annexe 90: Stratégie dynamique d'allocation entre actions <i>small</i> ou <i>big</i> comparée à une allocation statique. <i>Style momentum</i> : <i>momentum</i> 6 mois, période de détention 6 mois. Hors frais de transaction.	210

Annexes partie II – section 1 : Sensibilité de HML et SMB aux facteurs économiques

Annexe 1: Corrélation sérielle RESCPIF

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.022	-0.022	0.301	0.583
2	0.029	0.029	0.817	0.665
3	-0.034	-0.033	1.540	0.673
4	0.036	0.034	2.341	0.673
5	0.023	0.027	2.674	0.750
6	-0.034	-0.037	3.398	0.758
7	0.087	0.087	8.076	0.326
8	0.011	0.017	8.155	0.418
9	-0.045	-0.054	9.408	0.400
10	-0.079	-0.074	13.220	0.212
11	0.032	0.029	13.868	0.240
12	0.046	0.043	15.198	0.231
13	0.017	0.021	15.371	0.285
14	-0.056	-0.056	17.302	0.240
15	0.034	0.029	18.011	0.262
16	0.131	0.141	28.806	0.025
17	-0.048	-0.037	30.225	0.025
18	-0.002	-0.014	30.228	0.035
19	-0.048	-0.054	31.700	0.034
20	0.063	0.042	34.189	0.025
21	-0.012	0.012	34.274	0.034
22	-0.003	0.002	34.280	0.046
23	0.045	0.018	35.539	0.046
24	0.013	0.011	35.650	0.059
25	-0.044	-0.028	36.867	0.059
26	-0.009	0.021	36.917	0.076
27	0.053	0.034	38.732	0.067
28	0.026	0.000	39.149	0.079
29	-0.004	-0.003	39.160	0.099
30	-0.003	0.021	39.166	0.122
31	0.014	-0.003	39.285	0.146
32	0.026	0.015	39.714	0.164
33	-0.032	-0.023	40.375	0.177
34	0.008	0.004	40.421	0.208
35	-0.025	-0.025	40.829	0.230
36	-0.011	-0.028	40.902	0.264

Annexe 2: Corrélation sérielle RESIPF

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.004	-0.004	0.009	0.925
2	0.096	0.096	5.625	0.060
3	0.026	0.027	6.051	0.109
4	-0.006	-0.015	6.075	0.194
5	0.020	0.014	6.311	0.277
6	-0.007	-0.006	6.342	0.386
7	0.032	0.030	6.972	0.432
8	0.013	0.014	7.074	0.529
9	0.007	0.002	7.103	0.626
10	-0.008	-0.012	7.140	0.712
11	0.045	0.044	8.374	0.679
12	-0.062	-0.061	10.738	0.551
13	0.071	0.064	13.905	0.381
14	-0.019	-0.011	14.130	0.440
15	0.005	-0.004	14.144	0.515
16	0.073	0.070	17.433	0.358
17	-0.066	-0.063	20.183	0.265
18	-0.035	-0.056	20.972	0.281
19	-0.040	-0.027	21.981	0.285
20	-0.027	-0.018	22.430	0.318
21	-0.031	-0.026	23.052	0.341
22	-0.095	-0.092	28.716	0.153
23	0.052	0.062	30.457	0.137
24	-0.039	-0.030	31.434	0.142
25	-0.011	-0.004	31.509	0.173
26	0.010	0.011	31.568	0.208
27	0.047	0.053	32.978	0.198
28	0.031	0.044	33.593	0.215
29	0.024	0.008	33.960	0.241
30	0.034	0.034	34.692	0.254
31	0.084	0.087	39.164	0.149
32	0.041	0.033	40.235	0.151
33	0.021	0.022	40.511	0.173
34	0.027	0.005	40.968	0.191
35	0.013	0.028	41.081	0.221
36	0.019	-0.005	41.322	0.249

Annexe 3: Corrélation sérielle RESPENTEF

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.001	-0.001	0.000	0.985
2	0.038	0.038	0.870	0.647
3	-0.103	-0.104	7.409	0.060
4	0.063	0.063	9.853	0.043
5	-0.001	0.006	9.854	0.079
6	-0.040	-0.056	10.843	0.093
7	0.075	0.091	14.349	0.045
8	-0.027	-0.030	14.808	0.063
9	-0.038	-0.056	15.692	0.074
10	-0.116	-0.090	23.975	0.008
11	0.048	0.038	25.380	0.008
12	0.064	0.065	27.903	0.006
13	-0.002	-0.017	27.907	0.009
14	-0.099	-0.094	33.981	0.002
15	0.005	0.017	33.997	0.003
16	0.099	0.100	40.138	0.001
17	-0.022	-0.027	40.431	0.001
18	-0.035	-0.042	41.191	0.001
19	-0.039	-0.038	42.170	0.002
20	0.024	0.003	42.520	0.002
21	0.031	0.065	43.110	0.003
22	-0.001	0.004	43.112	0.005
23	0.045	0.013	44.415	0.005
24	0.010	0.000	44.473	0.007
25	-0.049	-0.038	45.999	0.006
26	-0.068	-0.027	48.907	0.004
27	0.008	-0.007	48.948	0.006
28	0.024	-0.018	49.325	0.008
29	0.003	0.006	49.332	0.011
30	-0.034	-0.001	50.066	0.012
31	-0.023	-0.020	50.392	0.015
32	-0.032	-0.046	51.036	0.018
33	-0.021	-0.020	51.320	0.022
34	0.017	0.024	51.507	0.028
35	-0.049	-0.060	53.062	0.026
36	0.035	0.019	53.834	0.028

Annexe 4: Corrélation sérielle RESPRISKF

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.013	-0.013	0.103	0.748
2	0.080	0.080	4.046	0.132
3	-0.042	-0.040	5.123	0.163
4	0.009	0.001	5.167	0.271
5	-0.016	-0.009	5.316	0.378
6	0.036	0.033	6.101	0.412
7	0.010	0.013	6.162	0.521
8	0.030	0.024	6.717	0.567
9	-0.044	-0.042	7.885	0.546
10	-0.010	-0.014	7.944	0.634
11	0.011	0.021	8.025	0.711
12	0.100	0.099	14.184	0.289
13	0.021	0.019	14.448	0.343
14	-0.047	-0.065	15.796	0.326
15	0.010	0.014	15.858	0.392
16	0.071	0.085	18.983	0.270
17	-0.080	-0.082	22.945	0.151
18	0.004	-0.018	22.953	0.192
19	-0.017	-0.005	23.136	0.231
20	-0.035	-0.042	23.908	0.246
21	0.090	0.106	29.005	0.114
22	0.014	0.023	29.133	0.141
23	0.087	0.063	33.888	0.067
24	0.049	0.043	35.392	0.063
25	-0.036	-0.041	36.209	0.068
26	-0.081	-0.075	40.375	0.036
27	0.023	0.024	40.726	0.044
28	-0.028	-0.040	41.242	0.051
29	-0.026	-0.036	41.658	0.060
30	-0.034	-0.013	42.402	0.066
31	-0.013	-0.020	42.509	0.082
32	-0.044	-0.029	43.737	0.081
33	-0.003	0.001	43.743	0.100
34	0.006	-0.006	43.770	0.122
35	0.022	0.011	44.086	0.140
36	0.056	0.055	46.148	0.120

Annexe 5: Corrélation sérielle RESSECTCPIF

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.204	0.204	25.275	0.000
2	0.002	-0.041	25.277	0.000
3	0.050	0.061	26.817	0.000
4	0.071	0.050	29.872	0.000
5	0.064	0.044	32.396	0.000
6	-0.061	-0.087	34.713	0.000
7	-0.015	0.014	34.858	0.000
8	0.101	0.095	41.134	0.000
9	0.132	0.098	51.848	0.000
10	0.053	0.017	53.610	0.000
11	0.037	0.031	54.456	0.000
12	0.053	0.019	56.226	0.000
13	0.027	-0.013	56.670	0.000
14	-0.001	-0.007	56.671	0.000
15	-0.116	-0.113	65.053	0.000
16	-0.058	-0.023	67.187	0.000
17	0.015	0.008	67.326	0.000
18	0.014	0.008	67.453	0.000
19	-0.028	-0.031	67.947	0.000
20	0.033	0.051	68.615	0.000
21	-0.032	-0.080	69.248	0.000
22	-0.052	-0.046	70.961	0.000
23	-0.034	-0.004	71.698	0.000
24	-0.067	-0.030	74.560	0.000
25	-0.028	0.004	75.057	0.000
26	-0.038	-0.013	75.960	0.000
27	0.019	0.052	76.183	0.000
28	-0.022	-0.040	76.480	0.000
29	-0.005	0.018	76.493	0.000
30	0.014	0.008	76.613	0.000
31	0.040	0.048	77.641	0.000
32	0.076	0.076	81.366	0.000
33	0.031	0.039	81.990	0.000
34	-0.104	-0.127	88.997	0.000
35	-0.020	0.030	89.256	0.000
36	0.009	-0.015	89.308	0.000

Annexe 6: Corrélation sérielle RESSECTIPF

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.004	0.004	0.011	0.916
2	0.033	0.033	0.658	0.720
3	0.053	0.053	2.397	0.494
4	0.044	0.042	3.557	0.469
5	0.008	0.004	3.596	0.609
6	0.056	0.051	5.515	0.480
7	-0.041	-0.046	6.527	0.480
8	0.012	0.006	6.609	0.579
9	-0.031	-0.035	7.203	0.616
10	-0.018	-0.018	7.397	0.688
11	0.004	0.008	7.409	0.765
12	-0.014	-0.013	7.539	0.820
13	0.025	0.034	7.929	0.848
14	-0.029	-0.030	8.453	0.864
15	-0.074	-0.071	11.907	0.686
16	-0.017	-0.018	12.077	0.739
17	-0.014	-0.011	12.203	0.788
18	-0.069	-0.058	15.213	0.647
19	-0.072	-0.070	18.430	0.494
20	0.006	0.019	18.451	0.558
21	0.010	0.027	18.519	0.616
22	0.007	0.018	18.553	0.673
23	0.001	0.006	18.554	0.727
24	0.050	0.049	20.146	0.688
25	-0.044	-0.049	21.394	0.670
26	-0.062	-0.078	23.825	0.586
27	0.068	0.063	26.792	0.475
28	-0.063	-0.064	29.291	0.398
29	0.033	0.037	29.993	0.414
30	-0.013	-0.019	30.102	0.460
31	0.013	0.026	30.210	0.506
32	-0.067	-0.065	33.064	0.415
33	0.034	0.011	33.828	0.427
34	-0.001	0.002	33.829	0.476
35	0.062	0.049	36.310	0.407
36	0.101	0.116	42.911	0.199

Annexe 7: Corrélation sérielle RESSECTPENTEF

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.118	0.118	8.460	0.004
2	-0.052	-0.067	10.120	0.006
3	0.015	0.030	10.254	0.017
4	-0.002	-0.011	10.256	0.036
5	0.081	0.087	14.277	0.014
6	0.000	-0.023	14.277	0.027
7	-0.118	-0.107	22.787	0.002
8	0.010	0.034	22.847	0.004
9	0.000	-0.017	22.847	0.007
10	0.044	0.050	24.060	0.007
11	0.071	0.057	27.151	0.004
12	-0.039	-0.033	28.097	0.005
13	0.046	0.059	29.424	0.006
14	-0.017	-0.051	29.596	0.009
15	-0.107	-0.095	36.748	0.001
16	-0.020	-0.013	36.993	0.002
17	-0.004	0.007	37.003	0.003
18	-0.127	-0.126	47.141	0.000
19	-0.033	-0.007	47.826	0.000
20	-0.050	-0.034	49.415	0.000
21	-0.010	-0.011	49.481	0.000
22	0.003	-0.023	49.489	0.001
23	-0.008	0.014	49.532	0.001
24	0.003	-0.002	49.540	0.002
25	0.011	0.006	49.618	0.002
26	-0.030	-0.023	50.186	0.003
27	0.021	0.018	50.472	0.004
28	-0.077	-0.074	54.266	0.002
29	-0.036	-0.002	55.113	0.002
30	0.005	-0.018	55.130	0.003
31	0.014	0.037	55.250	0.005
32	-0.002	-0.017	55.254	0.007
33	0.026	0.018	55.674	0.008
34	0.011	0.001	55.758	0.011
35	0.080	0.065	59.864	0.006
36	0.089	0.052	65.024	0.002

Annexe 8: Corrélation sérielle RESSECTPRISKF

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.014	-0.014	0.125	0.723
2	0.008	0.007	0.160	0.923
3	-0.015	-0.014	0.289	0.962
4	0.046	0.046	1.605	0.808
5	0.015	0.017	1.747	0.883
6	0.021	0.021	2.015	0.918
7	-0.050	-0.048	3.548	0.830
8	0.063	0.060	6.013	0.646
9	-0.029	-0.028	6.541	0.685
10	-0.036	-0.042	7.361	0.691
11	0.109	0.115	14.687	0.197
12	0.039	0.037	15.622	0.209
13	0.112	0.115	23.374	0.037
14	-0.090	-0.088	28.407	0.013
15	-0.044	-0.049	29.595	0.013
16	0.080	0.074	33.577	0.006
17	0.023	0.005	33.897	0.009
18	-0.125	-0.113	43.623	0.001
19	-0.023	-0.036	43.954	0.001
20	-0.017	-0.003	44.140	0.001
21	0.023	0.009	44.472	0.002
22	0.036	0.047	45.294	0.002
23	-0.118	-0.116	54.139	0.000
24	0.044	0.008	55.384	0.000
25	0.003	0.011	55.391	0.000
26	-0.036	-0.023	56.199	0.001
27	-0.042	-0.035	57.340	0.001
28	0.002	-0.016	57.342	0.001
29	-0.011	-0.005	57.423	0.001
30	-0.014	-0.003	57.546	0.002
31	-0.045	0.018	58.846	0.002
32	-0.003	-0.035	58.853	0.003
33	0.058	0.032	60.979	0.002
34	-0.066	-0.033	63.779	0.001
35	0.012	0.018	63.869	0.002
36	-0.056	-0.040	65.926	0.002

Annexe 9: Estimation d'un modèle AR(1) – GARCH(1,1) pour la *value premium* (HML)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = \alpha + \beta_1 \cdot AR(1)$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Les résultats sont basés sur des données couvrant la période du 31 juillet 1955 au 31 décembre 2005. HML est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à haut (*High*) ratio de valeur comptable sur prix de marché et d'un portefeuille à bas (*Low*) ratio de valeur comptable sur valeur de marché (par rapport au ratio moyen du marché). HML est un des trois facteurs du modèle de FF (1993). AR(1) est un processus autorégressif. Les z-stat et les p-valeurs correspondantes sont représentées pour tester l'hypothèse H_0 que la variable = 0. La p-valeur indique le seuil auquel on rejette le test compte tenu des observations. Une p-valeur de 3% indique que la variable est significativement différente de 0 à un seuil de 3%. Les z-stat sont robustes, les covariances et les erreurs-types étant calculées suivant la méthode de Bollerslev & Wooldridge (1992). Le R^2 est ajusté pour les degrés de liberté et est utilisé pour mesurer la qualité du modèle. α mesure la performance anormale du portefeuille. ω_0 , ω_1 et δ sont estimés par le modèle GARCH et doivent respecter les contraintes suivantes : $\omega_0 > 0$, $0 \leq \omega_1 < 1$, $0 \leq \delta < 1$.

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.002	2.319	0.020
AR(1)	β_1	0.153	3.306	0.001
C	ω_0	3.630E-05	2.406	0.016
ARCH	ω_1	0.137	3.378	0.001
GARCH	δ	0.812	16.576	0.000
R^2	0.008			

Annexe 10: Estimation d'un modèle AR(1) – GARCH(1,1) pour la *size premium* (SMB)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB_t = \alpha + \beta_1 \cdot AR(1)$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

SMB est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à relativement faible (*small*) capitalisation boursière et d'un portefeuille à relativement haute (*big*) capitalisation boursière (par rapport à l'ensemble du marché). SMB est un des trois facteurs du modèle de FF (1993). AR(1) est un processus autorégressif.

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.001	1.190	0.234
AR(1)	β_1	0.111	2.475	0.013
C	ω_0	3.020E-05	2.741	0.006
ARCH	ω_1	0.133	2.743	0.006
GARCH	δ	0.840	20.768	0.000
R^2	-0.005			

Annexe 11: Estimation d'un modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD) pour la *value premium* (HML)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = \alpha + \beta_1 \cdot AR(1) + \beta_2 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

σ_t est une variable de risque dynamique estimée par le modèle GJR-GARCH-M (SD).

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.007	-1.809	0.071
AR(1)	β_1	0.141	3.427	0.001
SQRT(GARCH)	β_2	0.446	2.426	0.015
C	ω_0	2.700E-05	2.712	0.007
ARCH	ω_1	0.088	3.325	0.001
GARCH	δ	0.849	28.341	0.000
ASYMETRIE	γ	0.048	1.472	0.141
R^2	0.035			

Annexe 12: Estimation d'un modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD) pour la *size premium* (SMB)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB_t = \alpha + \beta_1 \cdot AR(1) + \beta_2 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.003	-0.873	0.382
AR(1)	β_1	0.114	2.543	0.011
SQRT(GARCH)	β_2	0.186	1.180	0.238
C	ω_0	3.450E-05	2.939	0.003
ARCH	ω_1	0.115	1.602	0.109
GARCH	δ	0.829	19.844	0.000
ASYMETRIE	γ	0.050	0.698	0.485
R^2	-0.011			

Annexe 13: Régression de la *size premium* (SMB2) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB2_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESCPIF_t + \beta_2 \cdot RESIPF_t + \beta_3 \cdot RESPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1) + \beta_7 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

SMB est la différence de *returns* d'un portefeuille d'actions à relativement faible (*small*) capitalisation boursière et d'un portefeuille à relativement haute (*big*) capitalisation boursière (par rapport à l'ensemble du marché). SMB reprenant l'entièreté des titres de l'échantillon de FF, il y a donc des titres communs entre la variable dépendante et le *factor mimicking*. Pour éviter cet effet, nous avons construit une variable $SMB2 = 1/2 (small\ value + small\ growth) - 1/2 (big\ value + big\ growth)$. MARKET représente l'*excess return* du portefeuille de marché. Ce dernier est la moyenne pondérée par la capitalisation boursière de tous les titres des NYSE, AMEX et NASDAQ (données issues de la base de données CRSP). Pour calculer l'*excess return*, on soustrait le taux du *Treasury bill* à 1 mois (données *Ibbotson Associates*) au *return* du portefeuille de marché. HML et MARKET sont deux des trois facteurs du modèle de FF (1993). RESCPIF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur inflation (CPIF) régressé sur la variable de marché (MARKET). CPIF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable CPI selon la méthode de Lamont (2001). L'indice des prix à la consommation US (CPI) est le *Consumer Price Index for All Urban Consumers, All Items* calculé par l'*US Department of Labor, Bureau of Labor Statistics*. L'indice d'inflation retenu est ajusté des effets saisonniers. RESIPF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur production industrielle (IPF) régressé sur la variable de marché (MARKET). IPF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable IP selon la méthode de Lamont (2001). L'indice de production industrielle US (IP) est l'*Industrial Production* calculé par le *Board of Governors of the Federal Reserve System*. L'indice de production industrielle retenu est ajusté des effets saisonniers. RESPENTEF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur horizon (PENTEF) régressé sur la variable de marché (MARKET). PENTEF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable PENTE selon la méthode de Lamont (2001). Le risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement (PENTE), est calculé par la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*. RESPRISKF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur confiance (PRISKF) régressé sur la variable de marché (MARKET). PRISKF est le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable PRISK selon la méthode de Lamont (2001). La prime de risque crédit (PRISK), ou risque de confiance selon BRR, est calculé par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. AR(1) est un processus autorégressif. σ_t est une variable de risque dynamique estimée par le modèle GJR-GARCH-M (SD). Les z-stat et les p-valeurs correspondantes sont représentées pour tester l'hypothèse H_0 que la variable = 0. La p-valeur indique le seuil auquel on rejette le test compte tenu des observations. Une p-valeur de 3% indique que la variable est significativement différente de 0 à un seuil de 3%. Les z-stat sont robustes, les covariances et les erreurs-types étant calculées suivant la méthode de Bollerslev & Wooldridge (1992). Le R^2 est ajusté pour les degrés de liberté et est utilisé pour mesurer la qualité du modèle. α mesure la performance anormale du portefeuille. $\omega_0, \omega_1, \delta$ et γ sont estimés par le modèle GJR-GARCH et doivent respecter les contraintes suivantes : $\omega_0 \geq 0$; $0 \leq \omega_1 < 1$; $0 \leq \delta < 1$ et $(\omega_1 + \gamma) \geq 0$, I_{t-1} prend une valeur de 1 lorsque u_{t-1} est négatif et de 0 autrement.

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.002	-0.348	0.728
RESCPIF	β_1	2.708	2.735	0.006
RESIPF	β_2	14.863	10.732	0.000
RESPENTEF	β_3	0.759	1.821	0.069
RESPRISKF	β_4	5.529	8.924	0.000
MARKET	β_5	0.210	9.969	0.000
AR(1)	β_6	0.008	0.174	0.862
SQRT(GARCH)	β_7	0.120	0.526	0.599
C	ω_0	3.400E-05	2.123	0.034
ARCH	ω_1	0.173	1.682	0.093
GARCH	δ	0.831	11.286	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.137	-1.479	0.139
R^2	0.444			

Annexe 14: Régression de la *value premium* (HML) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$HML_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESCPIF_t + \beta_2 \cdot RESIPF_t + \beta_3 \cdot RESPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1)$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.005	6.746	0.000
RESCPIF	β_1	-0.261	-0.350	0.726
RESIPF	β_2	-7.909	-7.253	0.000
RESPENTEF	β_3	4.214	14.915	0.000
RESPRISKF	β_4	9.748	22.514	0.000
MARKET	β_5	-0.200	-11.278	0.000
AR(1)	β_6	0.114	2.903	0.004
C	ω_0	3.470E-05	0.935	0.350
ARCH	ω_1	0.031	0.900	0.368
GARCH	δ	0.823	4.992	0.000
ASYMETRIE	γ	0.019	0.469	0.639
R^2	0.663			

Annexe 15: Régression de la *size premium* (SMB) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESCPIF_t + \beta_2 \cdot RESIPF_t + \beta_3 \cdot RESPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1)$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.001	1.600	0.110
RESCPIF	β_1	0.763	0.817	0.414
RESIPF	β_2	15.511	12.116	0.000
RESPENTEF	β_3	-0.409	-1.095	0.273
RESPRISKF	β_4	4.664	8.338	0.000
MARKET	β_5	0.185	8.259	0.000
AR(1)	β_6	-0.012	-0.272	0.786
C	ω_0	4.900E-05	2.444	0.015
ARCH	ω_1	0.161	1.520	0.129
GARCH	δ	0.772	8.754	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.090	-0.976	0.329
R^2	0.499			

Annexe 16: Régression de la *size premium* (SMB2) sur les variables RESCPIF, RESIPF, RESPENTEF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB2_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESCPIF_t + \beta_2 \cdot RESIPF_t + \beta_3 \cdot RESPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1)$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.001	0.981	0.327
RESCPIF	β_1	2.705	2.731	0.006
RESIPF	β_2	14.864	10.677	0.000
RESPENTEF	β_3	0.784	1.877	0.061
RESPRISKF	β_4	5.594	9.104	0.000
MARKET	β_5	0.210	9.917	0.000
AR(1)	β_6	0.012	0.265	0.791
C	ω_0	3.580E-05	2.244	0.025
ARCH	ω_1	0.169	1.617	0.106
GARCH	δ	0.827	11.022	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.133	-1.418	0.156
R^2	0.448			

Annexe 17: Test de Wald pour un changement structurel : test joint

Tests Statistiques	Valeur	Probabilité
F-Statistique	26.563	0.000
Chi-Carré	132.815	0.000

Annexe 18: Test de Wald pour un changement structurel : Inflation

Tests Statistiques	Valeur	Probabilité
F-Statistique	21.795	0.000
Chi-Carré	21.795	0.000

Annexe 19: Test de Wald pour un changement structurel : IP

Tests Statistiques	Valeur	Probabilité
F-Statistique	3.009	0.083
Chi-Carré	3.009	0.083

Annexe 20: Test de Wald pour un changement structurel : Pente

Tests Statistiques	Valeur	Probabilité
F-Statistique	9.476	0.002
Chi-Carré	9.476	0.002

Annexe 21: Test de Wald pour un changement structurel : Prisk

Tests Statistiques	Valeur	Probabilité
F-Statistique	1.531	0.217
Chi-Carré	1.531	0.216

Annexe 22: Test de Wald pour un changement structurel : Market

Tests Statistiques	Valeur	Probabilité
F-Statistique	73.764	0.000
Chi-Carré	73.764	0.000

Annexe 23: Régression de la *size premium* (SMB) sur les variables RESUCPIF, RESUIPF, RESUPENTEF, RESUPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESUCPIF_t + \beta_2 \cdot RESUIPF_t + \beta_3 \cdot RESUPENTEF_t + \beta_4 \cdot RESUPRISKF_t + \beta_5 \cdot MARKET_t + \beta_6 \cdot AR(1) + \beta_7 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

RESUCPIF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur inflation (UCPIF) régressé sur la variable de marché (MARKET). UCPI est la composante non-anticipée de variable CPI obtenue par résidu d'un ARMA(1,1) sur CPI. UCPIF est le *factor mimicking* de UCPI, obtenu par le *fit* de la régression de UIP sur les six portefeuilles d'actifs de base segmentés par des critères de style et de taille. L'indice des prix à la consommation US (CPI) est le *Consumer Price Index for All Urban Consumers, All Items* calculé par l'*US Department of Labor, Bureau of Labor Statistics*. L'indice d'inflation retenu est ajusté des effets saisonniers. RESUIPF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur production industrielle (UIPF) régressé sur la variable de marché (MARKET). UIP est la composante non-anticipée de variable IP obtenue par résidu d'un ARMA(1,1) sur IP. UIPF est le *factor mimicking* de UIP, obtenu par le *fit* de la régression de UIP sur les six portefeuilles d'actifs de base segmentés par des critères de style et de taille. L'indice de production industrielle US (IP) est l'*Industrial Production* calculé par le *Board of Governors of the Federal Reserve System*. L'indice de production industrielle retenu est ajusté des effets saisonniers. RESUPENTEF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur horizon (UPENTEF) régressé sur la variable de marché (MARKET). UPENTE est la composante non-anticipée de variable PENTE obtenue par résidu d'un ARMA(1,1) sur PENTE. UPENTEF est le *factor mimicking* de UPENTE, obtenu par le *fit* de la régression de UPENTE sur les six portefeuilles d'actifs de base segmentés par des critères de style et de taille. Le risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement (PENTE), est calculé par la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*. RESUPRISKF est le résidu du *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes du facteur confiance (UPRISKF) régressé sur la variable de marché (MARKET). UPRISK est la composante non-anticipée de variable PRISK obtenue par résidu d'un ARMA(1,1) sur PRISK. UPRISKF est le *factor mimicking* de UPRISK, obtenu par le *fit* de la régression de UPRISK sur les six portefeuilles d'actifs de base segmentés par des critères de style et de taille. La prime de risque crédit (PRISK), ou risque de confiance selon BRR, est calculé par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. AR(1) est un processus autorégressif. σ_t est une variable de risque dynamique estimée par le modèle GJR-GARCH-M (SD).

Variables		Coefficients	Z-Stat	P-Valeur
C	α	0.004	1.041	0.298
RESUCPIF	β_1	-19.460	-6.292	0.000
RESUIPF	β_2	13.522	24.215	0.000
RESUPENTEF	β_3	0.052	0.280	0.780
RESUPRISKF	β_4	12.923	28.938	0.000
MARKET	β_5	0.181	11.717	0.000
AR(1)	β_6	12.923	28.938	0.000
SQRT(GARCH)	β_7	-0.190	-0.662	0.508
C	ω_0	1.760E-05	2.394	0.017
ARCH	ω_1	0.116	1.479	0.139
GARCH	δ	0.840	11.941	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.067	-1.045	0.296
R^2		0.736		

Annexe 24: Régression de la *size premium* (SMB2) sur les variables RESUCPIF, RESUIPF, RESUPENTEF, RESUPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$\begin{aligned} \text{SMB2}_t &= \alpha + \beta_1 \cdot \text{RESUCPIF}_t + \beta_2 \cdot \text{RESUIPF}_t + \beta_3 \cdot \text{RESUPENTEF}_t + \beta_4 \cdot \text{RESUPRISKF}_t + \beta_5 \cdot \\ &\text{MARKET}_t + \beta_6 \cdot \text{AR}(1) + \beta_7 \cdot \sigma_t \\ \text{Avec } \sigma_t^2 &= \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1} \end{aligned}$$

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.002	-0.634	0.526
RESUCPIF	β_1	-23.491	-6.811	0.000
RESUIPF	β_2	13.996	21.713	0.000
RESUPENTEF	β_3	0.515	2.437	0.015
RESUPRISKF	β_4	13.684	25.138	0.000
MARKET	β_5	0.200	12.678	0.000
AR(1)	β_6	0.008	0.191	0.849
SQRT(GARCH)	β_7	0.217	0.889	0.374
C	ω_0	1.830E-05	2.760	0.006
ARCH	ω_1	0.149	1.878	0.060
GARCH	δ	0.857	15.757	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.134	-1.824	0.068
R^2	0.673			

Annexe 25: Régression de la *size premium* (SMB2) sur les variables RESIPF, RESPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$\begin{aligned} \text{SMB2}_t &= c + \beta_1 \cdot \text{RESIPF}_t + \beta_2 \cdot \text{RESPRISKF}_t + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_t + \beta_4 \cdot \text{AR}(1) + \beta_5 \cdot \sigma_t + \varepsilon_t \\ \text{Avec } \sigma_t^2 &= \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1} \end{aligned}$$

Variables	Coefficients		Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.001	-0.273	0.785
RESIPF	β_1	12.385	10.912	0.000
RESPRISKF	β_2	5.713	14.282	0.000
MARKET	β_3	0.204	9.414	0.000
AR(1)	β_4	0.012	0.269	0.788
SQRT(GARCH)	β_5	0.107	0.458	0.647
C	ω_0	3.820E-05	2.185	0.029
ARCH	ω_1	0.171	1.678	0.093
GARCH	δ	0.823	10.835	0.000
ASYMETRIE	γ	-0.133	-1.463	0.144
R^2	0.437			

Annexe 26: Régression de la *size premium* (SMB) sur les variables RESSECTIPF, RESSECTPRISKF et MARKET, modèle AR(1) – GJR-GARCH(1,1) – M (SD)

Le tableau reprend l'estimation des coefficients du modèle suivant :

$$SMB_t = \alpha + \beta_1 \cdot RESSECTIPF_t + \beta_2 \cdot RESSECTPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \beta_4 \cdot AR(1) + \beta_5 \cdot \sigma_t$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma \cdot u_{t-1}^2 \cdot I_{t-1}$$

Variables		Coefficients	Z-Stat	P-Valeur
C	α	-0.005	-1.204	0.228
RESSECTIPF	β_1	2.982	1.936	0.053
RESSECTPRISKF	β_2	1.610	2.414	0.016
MARKET	β_3	0.155	5.227	0.000
AR(1)	β_4	0.058	1.278	0.201
SQRT(GARCH)	β_5	0.237	1.304	0.192

C	ω_0	3.710E-05	2.610	0.009
ARCH	ω_1	0.137	2.042	0.041
GARCH	δ	0.812	19.266	0.000
ASYMETRIE	γ	0.022	0.350	0.727
R^2		0.065		

Annexes partie II – section 2 : Modèle de pricing « économique » comparé au modèle de Fama & French

Annexe 27: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 2 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

Les résultats sont basés sur des données couvrant la période du 31 juillet 1955 au 31 décembre 2005. Le modèle utilisé pour les régressions est un GARCH (1,1). Le différentiel de *retuns* entre les portefeuilles est estimé par le CAPM suivant l'équation suivante :

$$\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t, \text{ avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Le différentiel de *retuns* entre les portefeuilles est estimé par le modèle de Fama & French suivant l'équation suivante :

$$\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot HML_t + \beta_2 \cdot SMB_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t, \text{ avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Le différentiel de *retuns* entre les portefeuilles est estimé par notre modèle *Macro Style* suivant l'équation suivante :

$$\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot RESIPF_t + \beta_2 \cdot RESPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t, \text{ avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Le différentiel de *retuns* entre les portefeuilles est estimé par notre modèle *Macro Secteur* suivant l'équation suivante :

$$\Delta RETURN_t = c + \beta_1 \cdot RESSECTIPF_t + \beta_2 \cdot RESSECTPRISKF_t + \beta_3 \cdot MARKET_t + \varepsilon_t, \text{ avec } \sigma_t^2 = \omega_0 + \omega_1 \cdot u_{t-1}^2 + \delta \cdot \sigma_{t-1}^2$$

Les z-stat sont robustes, les covariances et les erreurs-types étant calculées suivant la méthode de Bollerslev & Wooldridge (1992). Le R^2 est ajusté pour les degrés de liberté et est utilisé pour mesurer la qualité du modèle. Les indications ***, ** et * représentent des niveaux de significativité de 1%, 5% et 10% respectivement. Le critère d'information de Akaike (AIC) est utilisé pour déterminer le meilleur modèle. La valeur la plus basse indique le meilleur modèle. MCS (Model Confidence Set) est également utilisé pour déterminer le meilleur modèle. Une MCS p-valeur plus élevée indique que le modèle est meilleur. Nous renseignons par « x » le meilleur modèle. Si plusieurs modèles sont indiqués comme meilleur modèle, cela signifie que les données ne permettent pas de discriminer entre ces derniers.

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.006	-0.004	-0.006	-0.006
z-stat	-6.879 ***	-5.172 ***	-6.491 ***	-6.894 ***
Market	0.174	0.080	0.170	0.173
z-stat	9.057 ***	3.816 ***	9.222 ***	8.705 ***
HML		-0.331		
z-stat		-12.987 ***		
SMB		0.122		
z-stat		5.223 ***		
RESIPF			4.618	
z-stat			4.644 ***	
RESPRISKF			-0.239	
z-stat			-0.632	
RESSECTIPF				-0.081
z-stat				-0.066
RESSECTPRISKF				-0.255
z-stat				-0.674
R ²	0.085	0.179	0.091	0.082
AIC	-4.588	-4.761	-4.607	-4.582
MSC p-value	0.006	1.000	0.006	0.006
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 28: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 3 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.006	-0.004	-0.006	-0.006
z-stat	-5.375 ***	-3.973 ***	-5.400 ***	-5.478 ***
Market	0.279	0.113	0.277	0.277
z-stat	12.657 ***	5.422 ***	12.377 ***	12.641 ***
HML		-0.527		
z-stat		-17.490 ***		
SMB		0.275		
z-stat		9.244 ***		
RESIPF			2.124	
z-stat			1.741 *	
RESPRISKF			1.759	
z-stat			3.612 ***	
RESSECTIPF				-1.812
z-stat				-1.406
RESSECTPRISKF				0.092
z-stat				0.185
R ²	0.176	0.417	0.197	0.172
AIC	-4.244	-4.614	-4.263	-4.240
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 29: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 4 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.008	-0.005	-0.008	-0.008
z-stat	-7.820 ***	-5.381 ***	-7.729 ***	-7.960 ***
Market	0.344	0.134	0.332	0.338
z-stat	13.898 ***	6.335 ***	14.246 ***	13.727 ***
HML		-0.692		
z-stat		-22.464 ***		
SMB		0.344		
z-stat		12.118 ***		
RESIPF			5.853	
z-stat			4.249 ***	
RESPRISKF			-1.237	
z-stat			-2.318 **	
RESSECTIPF				-3.389
z-stat				-2.333 **
RESSECTPRISKF				0.193
z-stat				0.391
R ²	0.204	0.522	0.203	0.197
AIC	-4.052	-4.542	-4.071	-4.051
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 30: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 5 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.009	-0.005	-0.009	-0.010
z-stat	-8.281 ***	-5.524 ***	-7.765 ***	-8.271 ***
Market	0.325	0.079	0.314	0.322
z-stat	10.279 ***	3.356 ***	10.162 ***	10.089 ***
HML		-0.918		
z-stat		-26.294 ***		
SMB		0.275		
z-stat		8.803 ***		
RESIPF			6.596	
z-stat			4.651 ***	
RESPRISKF			-1.127	
z-stat			-1.914 *	
RESSECTIPF				-1.229
z-stat				-0.749
RESSECTPRISKF				-0.692
z-stat				-1.203
R ²	0.159	0.562	0.168	0.152
AIC	-3.859	-4.491	-3.879	-3.855
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 31: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 6 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.001	-0.003	-0.001	-0.001
z-stat	-0.940	-2.626 ***	-1.146	-0.980
Market	-0.026	-0.052	-0.015	-0.024
z-stat	-1.072	-1.868 *	-0.611	-0.940
HML		0.202		
z-stat		4.977 ***		
SMB		0.364		
z-stat		10.413 ***		
RESIPF			1.995	
z-stat			1.574	
RESPRISKF			4.097	
z-stat			8.821 ***	
RESSECTIPF				-2.027
z-stat				-1.385
RESSECTPRISKF				1.638
z-stat				3.079 ***
R ²	-0.003	0.105	0.085	0.015
AIC	-4.171	-4.336	-4.281	-4.181
MSC p-value		1.000		
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 32: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 7 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.005	-0.003	-0.005	-0.005
z-stat	-3.879 ***	-3.013 ***	-3.471 ***	-3.753 ***
Market	0.193	0.030	0.179	0.193
z-stat	7.123 ***	1.168	6.963 ***	7.113 ***
HML		-0.280		
z-stat		-7.031 ***		
SMB		0.497		
z-stat		14.441 ***		
RESIPF			8.889	
z-stat			6.896 ***	
RESPRISKF			1.808	
z-stat			3.556 ***	
RESSECTIPF				-1.042
z-stat				-0.581
RESSECTPRISKF				1.440
z-stat				2.653 ***
R ²	0.075	0.312	0.118	0.086
AIC	-3.953	-4.228	-4.021	-3.957
MSC p-value	0.004	1.000	0.004	0.004
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 33: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 8 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.007	-0.005	-0.006	-0.007
z-stat	-4.577 ***	-3.993 ***	-4.480 ***	-4.545
Market	0.299	0.083	0.276	0.303
z-stat	9.343 ***	3.050 ***	9.770 ***	9.604
HML		-0.523		
z-stat		-12.824 ***		
SMB		0.585		
z-stat		17.723 ***		
RESIPF			8.629	
z-stat			5.828 ***	
RESPRISKF			3.592	
z-stat			6.963 ***	
RESSECTIPF				-1.229
z-stat				-0.617
RESSECTPRISKF				1.393
z-stat				2.326
R ²	0.131	0.462	0.191	0.140
AIC	-3.744	-4.162	-3.839	-3.745
MSC p-value	0.002	1.000	0.002	0.003
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 34: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 9 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.008	-0.005	-0.008	-0.008
z-stat	-5.855 ***	-4.182 ***	-5.188 ***	-5.626 ***
Market	0.345	0.080	0.335	0.350
z-stat	10.586 ***	2.984 ***	10.685 ***	10.704 ***
HML		-0.726		
z-stat		-17.206 ***		
SMB		0.661		
z-stat		18.399 ***		
RESIPF			12.301	
z-stat			7.437 ***	
RESPRISKF			0.830	
z-stat			1.398	
RESSECTIPF				-1.606
z-stat				-0.796
RESSECTPRISKF				1.589
z-stat				2.488 **
R ²	0.142	0.542	0.180	0.149
AIC	-3.600	-4.134	-3.657	-3.602
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 35: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 10 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.009	-0.005	-0.008	-0.009
z-stat	-5.674 ***	-4.218 ***	-5.068 ***	-5.433 ***
Market	0.265	-0.013	0.251	0.261
z-stat	8.038 ***	-0.494	7.637 ***	7.986 ***
HML		-0.963		
z-stat		-22.693 ***		
SMB		0.513		
z-stat		13.940 ***		
RESIPF			12.312	
z-stat			7.433 ***	
RESPRISKF			0.974	
z-stat			1.548	
RESSECTIPF				-2.865
z-stat				-1.373
RESSECTPRISKF				0.892
z-stat				1.347
R ²	0.095	0.554	0.138	0.094
AIC	-3.545	-4.187	-3.599	-3.543
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 36: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 11 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.003	-0.004	-0.002	-0.003
z-stat	-1.832 *	-3.226 ***	-1.415	-1.715 *
Market	0.054	-0.041	0.057	0.059
z-stat	2.191 **	-1.647 *	2.208 **	2.157 **
HML		0.212		
z-stat		5.377 ***		
SMB		0.642		
z-stat		19.342 ***		
RESIPF			6.024	
z-stat			4.087 ***	
RESPRISKF			5.487	
z-stat			11.580 ***	
RESSECTIPF				-3.068
z-stat				-1.846 *
RESSECTPRISKF				3.311
z-stat				5.378 ***
R ²	0.008	0.248	0.154	0.046
AIC	-3.811	-4.153	-3.975	-3.850
MSC p-value	0.000	1.000	0.001	0.001
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 37: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 12 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.005	-0.004	-0.005	-0.005
z-stat	-3.434 ***	-3.708 ***	-3.300 ***	-3.550 ***
Market	0.241	0.039	0.235	0.246
z-stat	7.302 ***	1.478	8.730 ***	7.442 ***
HML		-0.318		
z-stat		-6.846 ***		
SMB		0.759		
z-stat		21.063 ***		
RESIPF			11.006	
z-stat			7.661 ***	
RESPRISKF			4.607	
z-stat			8.412 ***	
RESSECTIPF				-0.544
z-stat				-0.249
RESSECTPRISKF				2.526
z-stat				3.629 ***
R ²	0.081	0.442	0.189	0.095
AIC	-3.585	-4.020	-3.733	-3.598
MSC p-value	0.003	1.000	0.003	0.003
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 38 : Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 13 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.006	-0.003	-0.006	-0.006
z-stat	-4.019 ***	-2.831 ***	-3.802 ***	-3.834 ***
Market	0.368	0.080	0.360	0.372
z-stat	10.716 ***	2.637 ***	11.265 ***	10.685 ***
HML		-0.616		
z-stat		-13.833 ***		
SMB		0.876		
z-stat		26.321 ***		
RESIPF			15.013	
z-stat			9.850 ***	
RESPRISKF			4.937	
z-stat			8.283 ***	
RESSECTIPF				-2.192
z-stat				-0.879
RESSECTPRISKF				2.339
z-stat				3.192 ***
R ²	0.123	0.565	0.234	0.133
AIC	-3.430	-4.029	-3.604	-3.439
MSC p-value	0.002	1.000	0.002	0.002
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 39: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 14 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.008	-0.005	-0.007	-0.007
z-stat	-4.993 ***	-4.268 ***	-4.729 ***	-4.930 ***
Market	0.388	0.075	0.379	0.400
z-stat	10.368 ***	2.820 ***	10.294 ***	10.639 ***
HML		-0.767		
z-stat		-18.093 ***		
SMB		0.955		
z-stat		28.184 ***		
RESIPF			20.655	
z-stat			12.229 ***	
RESPRISKF			2.697	
z-stat			4.272 ***	
RESSECTIPF				-0.483
z-stat				-0.195
RESSECTPRISKF				2.822
z-stat				3.544 ***
R ²	0.136	0.627	0.236	0.156
AIC	-3.381	-4.154	-3.544	-3.393
MSC p-value	0.001	1.000	0.002	0.001
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 40: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 15 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.008	-0.004	-0.008	-0.008
z-stat	-4.055 ***	-3.362 ***	-3.971 ***	-4.018 ***
Market	0.335	-0.017	0.326	0.335
z-stat	8.471 ***	-0.523	8.435 ***	8.589 ***
HML		-1.006		
z-stat		-22.386 ***		
SMB		0.777		
z-stat		19.609 ***		
RESIPF			15.385	
z-stat			9.725 ***	
RESPRISKF			2.635	
z-stat			3.878 ***	
RESSECTIPF				-3.518
z-stat				-1.472
RESSECTPRISKF				1.665
z-stat				1.924 *
R ²	0.103	0.625	0.179	0.104
AIC	-3.322	-4.081	-3.406	-3.324
MSC p-value	0.001	1.000	0.001	0.001
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 41: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 16 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.003	-0.004	-0.003	-0.003
z-stat	-2.135 **	-3.454 ***	-2.119 **	-2.002 **
Market	0.154	-0.017	0.172	0.158
z-stat	5.140 ***	-0.662	5.796 ***	5.156 ***
HML		0.162		
z-stat		3.973 ***		
SMB		1.023		
z-stat		29.210 ***		
RESIPF			10.025	
z-stat			6.328 ***	
RESPRISKF			7.885	
z-stat			14.541 ***	
RESSECTIPF				-1.833
z-stat				-0.845
RESSECTPRISKF				4.745
z-stat				6.954 ***
R ²	0.031	0.458	0.246	0.078
AIC	-3.493	-4.174	-3.754	-3.549
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 42: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 17 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.005	-0.003	-0.004	-0.004
z-stat	-2.691 ***	-2.289 **	-2.422 **	-2.719 ***
Market	0.265	-0.013	0.263	0.273
z-stat	7.006 ***	-0.535	7.867 ***	7.325 ***
HML		-0.337		
z-stat		-7.438 ***		
SMB		1.126		
z-stat		30.246 ***		
RESIPF			10.789	
z-stat			6.559 ***	
RESPRISKF			7.375	
z-stat			11.401 ***	
RESSECTIPF				-1.202
z-stat				-0.496
RESSECTPRISKF				3.440
z-stat				4.094 ***
R ²	0.078	0.578	0.229	0.100
AIC	-3.346	-4.076	-3.547	-3.367
MSC p-value	0.002	1.000	0.002	0.002
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 43: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 18 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.007	-0.004	-0.006	-0.007
z-stat	-3.913 ***	-3.609 ***	-3.729 ***	-3.933 ***
Market	0.330	0.010	0.322	0.340
z-stat	7.950 ***	0.340	8.495 ***	8.406 ***
HML		-0.578		
z-stat		-12.715 ***		
SMB		1.177		
z-stat		31.652 ***		
RESIPF			18.726	
z-stat			10.942 ***	
RESPRISKF			6.481	
z-stat			10.023 ***	
RESSECTIPF				0.193
z-stat				0.074
RESSECTPRISKF				3.133
z-stat				3.514 ***
R ²	0.102	0.633	0.258	0.120
AIC	-3.264	-4.058	-3.483	-3.277
MSC p-value	0.001	1.000	0.002	0.002
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 44: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 19 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.007	-0.005	-0.006	-0.007
z-stat	-3.695 ***	-4.772 ***	-3.556 ***	-3.788 ***
Market	0.398	0.015	0.382	0.404
z-stat	10.963 ***	0.617	10.442 ***	11.312 ***
HML		-0.760		
z-stat		-19.059 ***		
SMB		1.178		
z-stat		36.415 ***		
RESIPF			24.478	
z-stat			14.031 ***	
RESPRISKF			4.766	
z-stat			7.100 ***	
RESSECTIPF				1.527
z-stat				0.597
RESSECTPRISKF				3.765
z-stat				4.416 ***
R ²	0.127	0.689	0.292	0.154
AIC	-3.234	-4.206	-3.465	-3.256
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 45: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 20 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.007	-0.004	-0.007	-0.007
z-stat	-3.455 ***	-2.930 ***	-3.949 ***	-3.494 ***
Market	0.340	-0.077	0.327	0.352
z-stat	8.952 ***	-2.527 **	8.865 ***	9.254 ***
HML		-0.971		
z-stat		-20.430 ***		
SMB		1.095		
z-stat		28.288 ***		
RESIPF			24.040	
z-stat			11.368 ***	
RESPRISKF			4.422	
z-stat			6.309 ***	
RESSECTIPF				-0.905
z-stat				-0.326
RESSECTPRISKF				3.980
z-stat				4.327 ***
R ²	0.086	0.673	0.207	0.106
AIC	-3.125	-4.033	-3.304	-3.146
MSC p-value	0.001	1.000	0.001	0.001
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 46: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 21 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.005	-0.006	-0.003	-0.004
z-stat	-2.227 **	-5.559 ***	-1.946 *	-2.267 **
Market	0.360	0.077	0.377	0.369
z-stat	8.693 ***	2.994 ***	9.733 ***	9.220 ***
HML		0.227		
z-stat		5.703 ***		
SMB		1.640		
z-stat		46.098 ***		
RESIPF			18.036	
z-stat			9.135 ***	
RESPRISKF			11.006	
z-stat			16.107 ***	
RESSECTIPF				-2.433
z-stat				-0.841
RESSECTPRISKF				8.427
z-stat				8.879 ***
R ²	0.084	0.715	0.352	0.142
AIC	-2.983	-4.243	-3.323	-3.087
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 47: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 22 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.004	-0.003	-0.003	-0.005
z-stat	-2.168 **	-3.098 ***	-1.675 *	-2.281 **
Market	0.396	0.035	0.400	0.405
z-stat	8.889 ***	1.388	9.907 ***	8.934 ***
HML		-0.293		
z-stat		-7.819 ***		
SMB		1.586		
z-stat		46.474 ***		
RESIPF			14.001	
z-stat			7.369 ***	
RESPRISKF			10.186	
z-stat			14.413 ***	
RESSECTIPF				-3.321
z-stat				-1.154
RESSECTPRISKF				5.244
z-stat				5.330 ***
R ²	0.103	0.735	0.318	0.123
AIC	-3.016	-4.256	-3.291	-3.057
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 48: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 23 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.005	-0.004	-0.004	-0.005
z-stat	-2.527 **	-3.596 ***	-2.412 **	-2.630 ***
Market	0.488	0.092	0.479	0.499
z-stat	10.557 ***	3.650 ***	12.472 ***	10.661 ***
HML		-0.493		
z-stat		-12.199 ***		
SMB		1.632		
z-stat		51.363 ***		
RESIPF			22.080	
z-stat			11.737 ***	
RESPRISKF			9.380	
z-stat			12.782 ***	
RESSECTIPF				-0.900
z-stat				-0.291
RESSECTPRISKF				4.934
z-stat				4.917 ***
R ²	0.143	0.760	0.352	0.161
AIC	-2.966	-4.215	-3.255	-2.997
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 49: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 24 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.005	-0.003	-0.005	-0.005
z-stat	-2.192 **	-3.777 ***	-2.357 **	-2.312 **
Market	0.533	0.040	0.529	0.539
z-stat	12.329 ***	1.807 *	13.247 ***	12.418 ***
HML		-0.769		
z-stat		-22.675 ***		
SMB		1.594		
z-stat		54.258 ***		
RESIPF			29.339	
z-stat			13.810 ***	
RESPRISKF			7.909	
z-stat			10.964 ***	
RESSECTIPF				-0.506
z-stat				-0.172
RESSECTPRISKF				4.540
z-stat				4.468 ***
R ²	0.150	0.796	0.364	0.165
AIC	-2.970	-4.460	-3.290	-2.994
MSC p-value	0.000	1.000	0.001	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 50: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 25 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.006	-0.003	-0.005	-0.006
z-stat	-2.718 ***	-2.557 **	-2.254 **	-2.705 ***
Market	0.473	0.008	0.508	0.477
z-stat	10.007 ***	0.328	11.273 ***	10.039 ***
HML		-1.004		
z-stat		-29.249 ***		
SMB		1.437		
z-stat		50.915 ***		
RESIPF			24.383	
z-stat			11.317 ***	
RESPRISKF			7.569	
z-stat			9.152 ***	
RESSECTIPF				-4.024
z-stat				-1.198
RESSECTPRISKF				2.149
z-stat				2.273 **
R ²	0.128	0.791	0.313	0.132
AIC	-2.927	-4.270	-3.155	-2.930
MSC p-value	0.000	1.000	0.000	0.000
Meilleur modèle selon MCS		x		

Secteurs

Annexe 51: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 2 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.001	0.003	0.001	0.001
<i>z-stat</i>	0.429	1.342	0.473	0.404
Market	-0.128	-0.062	-0.116	-0.176
<i>z-stat</i>	-2.674 ***	-1.270	-2.443 **	-3.832 ***
HML		-0.320		
<i>z-stat</i>		-3.885 ***		
SMB		-0.461		
<i>z-stat</i>		-7.231 ***		
RESIPF			1.061	
<i>z-stat</i>			0.413	
RESPRISKF			-1.880	
<i>z-stat</i>			-2.207 **	
RESSECTIPF				-21.231
<i>z-stat</i>				-7.682 ***
RESSECTPRISKF				-5.636
<i>z-stat</i>				-6.256 ***
R ²	0.012	0.062	0.017	0.102
AIC	-2.914	-2.983	-2.916	-3.024
MSC p-value	0.001	0.289	0.012	1.000
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 52: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 3 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.000	0.000	-0.001	0.000
<i>z-stat</i>	-0.263	0.099	-0.471	0.272
Market	0.013	-0.082	0.015	-0.011
<i>z-stat</i>	0.307	-1.867 *	0.362	-0.284
HML		-0.315		
<i>z-stat</i>		-4.978 ***		
SMB		0.274		
<i>z-stat</i>		4.770 ***		
RESIPF			11.647	
<i>z-stat</i>			5.120 ***	
RESPRISKF			1.891	
<i>z-stat</i>			2.684 ***	
RESSECTIPF				0.740
<i>z-stat</i>				0.293
RESSECTPRISKF				-7.871
<i>z-stat</i>				-9.911 ***
R ²	-0.001	-0.008	0.004	0.100
AIC	-3.224	-3.272	-3.263	-3.345
MSC p-value	0.011	0.014	0.021	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 53: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 4 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.002	0.004	0.002	0.002
z-stat	1.335	3.574 ***	1.650 *	1.893 *
Market	-0.243	-0.193	-0.261	-0.285
z-stat	-8.751 ***	-6.290 ***	-9.039 ***	-11.037 ***
HML		-0.302		
z-stat		-6.186 ***		
SMB		-0.725		
z-stat		-16.097 ***		
RESIPF			-8.348	
z-stat			-5.799 ***	
RESPRISKF			-4.255	
z-stat			-7.157 ***	
RESSECTIPF				-7.824
z-stat				-4.207 ***
RESSECTPRISKF				-8.607
z-stat				-13.747 ***
R ²	0.085	0.257	0.166	0.354
AIC	-3.754	-4.064	-3.857	-4.035
MSC p-value	0.000	0.220	0.006	1.000
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 54: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 5 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.003	0.003	0.003	0.004
z-stat	2.146 **	2.104 **	2.061 **	3.310 ***
Market	-0.212	-0.161	-0.212	-0.247
z-stat	-6.838 ***	-4.786 ***	-6.817 ***	-9.371 ***
HML		0.071		
z-stat		1.345		
SMB		-0.205		
z-stat		-4.373 ***		
RESIPF			-1.705	
z-stat			-1.043	
RESPRISKF			-1.541	
z-stat			-2.587 ***	
RESSECTIPF				-19.297
z-stat				-9.929 ***
RESSECTPRISKF				-6.153
z-stat				-11.535 ***
R ²	0.071	0.109	0.084	0.300
AIC	-3.838	-3.858	-3.843	-4.118
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 55: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 6 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.004	0.004	0.004	0.004
z-stat	2.413 **	2.645 ***	2.390 **	2.953 ***
Market	-0.239	-0.283	-0.240	-0.258
z-stat	-8.092 ***	-8.486 ***	-8.106 ***	-10.310 ***
HML		-0.154		
z-stat		-2.728 ***		
SMB		0.101		
z-stat		2.255 **		
RESIPF			2.306	
z-stat			1.499	
RESPRISKF			0.626	
z-stat			1.089	
RESSECTIPF				-27.527
z-stat				-15.378 ***
RESSECTPRISKF				-5.637
z-stat				-9.836 ***
R ²	0.058	0.062	0.057	0.318
AIC	-3.736	-3.745	-3.733	-4.089
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 56: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 7 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.001	-0.003	-0.001	-0.001
z-stat	-0.911	-2.630 ***	-0.931	-0.955
Market	-0.063	-0.029	-0.061	-0.052
z-stat	-2.915 ***	-1.218	-2.878 ***	-2.369 **
HML		0.326		
z-stat		8.113 ***		
SMB		0.230		
z-stat		6.374 ***		
RESIPF			2.559	
z-stat			1.922 *	
RESPRISKF			1.632	
z-stat			3.976 ***	
RESSECTIPF				-5.020
z-stat				-3.403 ***
RESSECTPRISKF				3.576
z-stat				7.550 ***
R ²	0.003	0.140	0.036	0.102
AIC	-4.386	-4.499	-4.407	-4.478
MSC p-value	0.009	1.000	0.019	0.254
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 57: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 8 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.003	0.004	0.003	0.004
z-stat	2.212 **	3.289 ***	2.035 **	3.165 ***
Market	-0.371	-0.296	-0.361	-0.393
z-stat	-13.967 ***	-10.233 ***	-13.771 ***	-16.705 ***
HML		-0.220		
z-stat		-4.502 ***		
SMB		-0.398		
z-stat		-9.916 ***		
RESIPF			-4.182	
z-stat			-3.340 ***	
RESPRISKF			-2.239	
z-stat			-4.062 ***	
RESSECTIPF				-16.746
z-stat				-10.719 ***
RESSECTPRISKF				-7.049
z-stat				-12.775 ***
R ²	0.188	0.241	0.200	0.433
AIC	-3.941	-4.053	-3.969	-4.263
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 58: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 9 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.006	0.009	0.006	0.006
z-stat	3.010 ***	5.444 ***	3.077 ***	3.647 ***
Market	-0.380	-0.384	-0.367	-0.428
z-stat	-8.747 ***	-8.613 ***	-8.549 ***	-11.480 ***
HML		-0.668		
z-stat		-9.560 ***		
SMB		-0.264		
z-stat		-4.574 ***		
RESIPF			4.092	
z-stat			1.919 *	
RESPRISKF			-2.644	
z-stat			-3.411 ***	
RESSECTIPF				-38.561
z-stat				-15.390 ***
RESSECTPRISKF				-8.404
z-stat				-10.642 ***
R ²	0.102	0.083	0.110	0.388
AIC	-3.086	-3.196	-3.105	-3.495
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 59: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 10 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.002	0.003	0.002	0.003
z-stat	1.434	2.187 **	1.369	2.114 **
Market	-0.162	-0.120	-0.164	-0.186
z-stat	-5.347 ***	-3.595 ***	-5.357 ***	-6.667 ***
HML		-0.146		
z-stat		-2.809 ***		
SMB		-0.391		
z-stat		-9.421 ***		
RESIPF			-4.686	
z-stat			-2.723 ***	
RESPRISKF			-1.763	
z-stat			-2.728 ***	
RESSECTIPF				-17.968
z-stat				-9.851 ***
RESSECTPRISKF				-7.109
z-stat				-12.277 ***
R ²	0.042	0.092	0.064	0.295
AIC	-3.770	-3.836	-3.786	-4.041
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 60: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 11 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.001	0.000	0.001	0.002
z-stat	0.960	-0.179	0.956	1.386
Market	-0.339	-0.254	-0.338	-0.392
z-stat	-9.548 ***	-7.102 ***	-9.471 ***	-11.949 ***
HML		0.355		
z-stat		6.222 ***		
SMB		-0.160		
z-stat		-3.173 ***		
RESIPF			-2.916	
z-stat			-1.788 *	
RESPRISKF			-0.303	
z-stat			-0.495	
RESSECTIPF				-22.493
z-stat				-11.381 ***
RESSECTPRISKF				-6.049
z-stat				-9.455 ***
R ²	0.140	0.249	0.140	0.362
AIC	-3.565	-3.613	-3.563	-3.815
MSC p-value	0.000	0.007	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 61: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 12 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.004	0.006	0.004	0.003
z-stat	2.121 **	3.448 ***	2.175 **	2.245 **
Market	-0.223	-0.270	-0.227	-0.221
z-stat	-4.886 ***	-5.430 ***	-4.925 ***	-7.594 ***
HML		-0.442		
z-stat		-6.347 ***		
SMB		-0.154		
z-stat		-2.462 **		
RESIPF			0.782	
z-stat			0.387	
RESPRISKF			-1.895	
z-stat			-2.296 **	
RESSECTIPF				-15.137
z-stat				-8.098 ***
RESSECTPRISKF				-16.278
z-stat				-25.776 ***
R ²	0.035	0.076	0.044	0.528
AIC	-3.187	-3.230	-3.189	-3.866
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 62: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 13 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.004	0.005	0.004	0.003
z-stat	2.241 **	3.321 ***	2.241 **	2.205 **
Market	-0.335	-0.323	-0.342	-0.318
z-stat	-9.613 ***	-9.213 ***	-9.825 ***	-10.718 ***
HML		-0.281		
z-stat		-5.161 ***		
SMB		-0.340		
z-stat		-8.116 ***		
RESIPF			-3.570	
z-stat			-1.952 *	
RESPRISKF			-2.285	
z-stat			-3.567 ***	
RESSECTIPF				-21.011
z-stat				-10.761 ***
RESSECTPRISKF				-6.894
z-stat				-11.065 ***
R ²	0.103	0.170	0.124	0.320
AIC	-3.678	-3.754	-3.696	-3.953
MSC p-value	0.000	0.001	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 63: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 14 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.000	0.002	0.000	0.001
z-stat	0.277	1.540	0.336	0.456
Market	0.212	0.118	0.207	0.206
z-stat	8.706 ***	3.951 ***	8.065 ***	9.354 ***
HML		-0.351		
z-stat		-6.737 ***		
SMB		0.171		
z-stat		4.234 ***		
RESIPF			4.198	
z-stat			3.139 ***	
RESPRISKF			1.310	
z-stat			2.714 ***	
RESSECTIPF				14.449
z-stat				8.815 ***
RESSECTPRISKF				-1.556
z-stat				-2.730 ***
R ²	0.067	0.115	0.080	0.180
AIC	-3.987	-4.067	-4.001	-4.097
MSC p-value	0.000	0.101	0.002	1.000
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 64: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 15 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.001	0.002	0.002	0.001
z-stat	1.190	1.295	1.339	1.589
Market	-0.189	-0.137	-0.190	-0.226
z-stat	-7.897 ***	-5.042 ***	-7.785 ***	-12.211 ***
HML		0.045		
z-stat		0.996		
SMB		-0.220		
z-stat		-6.007 ***		
RESIPF			-5.069	
z-stat			-3.492 ***	
RESPRISKF			-0.948	
z-stat			-1.880 *	
RESSECTIPF				-1.972
z-stat				-1.508
RESSECTPRISKF				-10.011
z-stat				-22.891 ***
R ²	0.084	0.116	0.100	0.532
AIC	-4.104	-4.136	-4.121	-4.692
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 65: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 16 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.001	0.002	0.001	0.001
z-stat	1.209	1.822 *	1.239	1.265
Market	-0.236	-0.260	-0.236	-0.264
z-stat	-9.561 ***	-9.833 ***	-9.503 ***	-11.303 ***
HML		-0.162		
z-stat		-3.973 ***		
SMB		-0.026		
z-stat		-0.758		
RESIPF			1.799	
z-stat			1.349	
RESPRISKF			0.388	
z-stat			0.855	
RESSECTIPF				-6.662
z-stat				-4.444 ***
RESSECTPRISKF				-4.808
z-stat				-11.005 ***
R ²	0.108	0.130	0.110	0.271
AIC	-4.262	-4.275	-4.260	-4.397
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Annexe 66: Régression du différentiel de *returns* entre les secteurs 1 et 17 sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	0.001	0.002	0.001	0.003
z-stat	1.349	1.314	1.341	2.883 ***
Market	-0.150	-0.131	-0.150	-0.199
z-stat	-6.756 ***	-5.272 ***	-6.633 ***	-10.631 ***
HML		0.041		
z-stat		0.929		
SMB		-0.065		
z-stat		-1.905 *		
RESIPF			-0.501	
z-stat			-0.448	
RESPRISKF			-0.034	
z-stat			-0.089	
RESSECTIPF				-18.456
z-stat				-14.547 ***
RESSECTPRISKF				-5.202
z-stat				-12.068 ***
R ²	0.081	0.115	0.081	0.398
AIC	-4.323	-4.322	-4.317	-4.709
MSC p-value	0.000	0.000	0.000	1.000
Meilleur modèle selon MCS				x

Momentum

Annexe 67: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 2 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.005	-0.005	-0.005	-0.005
z-stat	-4.387 ***	-5.220 ***	-4.579 ***	-4.569 ***
Market	0.161	0.090	0.165	0.172
z-stat	8.394 ***	4.442 ***	8.663 ***	8.717 ***
HML		-0.060		
z-stat		-1.702 *		
SMB		0.346		
z-stat		11.820 ***		
RESIPF			5.497	
z-stat			5.047 ***	
RESPRISKF			1.491	
z-stat			3.752 ***	
RESSECTIPF				1.285
z-stat				0.960
RESSECTPRISKF				1.796
z-stat				4.291 ***
R ²	0.084	0.201	0.111	0.118
AIC	-4.386	-4.526	-4.427	-4.400
MSC p-value	0.000	1.000	0.001	0.002
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 68: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 3 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.006	-0.008	-0.006	-0.006
z-stat	-5.082 ***	-6.853 ***	-5.317 ***	-5.437 ***
Market	0.267	0.183	0.272	0.286
z-stat	12.031 ***	8.088 ***	12.069 ***	13.181 ***
HML		-0.017		
z-stat		-0.463		
SMB		0.443		
z-stat		13.580 ***		
RESIPF			5.384	
z-stat			3.856 ***	
RESPRISKF			2.156	
z-stat			4.424 ***	
RESSECTIPF				4.402
z-stat				2.707 ***
RESSECTPRISKF				2.987
z-stat				5.858 ***
R ²	0.151	0.290	0.184	0.226
AIC	-4.101	-4.286	-4.143	-4.139
MSC p-value	0.001	1.000	0.002	0.036
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 69: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 4 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.006	-0.007	-0.006	-0.006
z-stat	-4.317 ***	-5.663 ***	-4.400 ***	-4.742 ***
Market	0.268	0.177	0.273	0.299
z-stat	11.539 ***	8.341 ***	11.951 ***	13.008 ***
HML		-0.029		
z-stat		-0.762		
SMB		0.529		
z-stat		16.036 ***		
RESIPF			6.769	
z-stat			4.518 ***	
RESPRISKF			1.808	
z-stat			3.690 ***	
RESSECTIPF				1.088
z-stat				0.682
RESSECTPRISKF				3.266
z-stat				5.792 ***
R ²	0.142	0.279	0.169	0.222
AIC	-3.875	-4.054	-3.909	-3.903
MSC p-value	0.000	1.000	0.001	0.054
Meilleur modèle selon MCS		x		

Annexe 70: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 5 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.008	-0.009	-0.008	-0.008
z-stat	-6.028 ***	-7.307 ***	-5.877 ***	-5.808 ***
Market	0.282	0.188	0.290	0.311
z-stat	12.561 ***	8.403 ***	13.472 ***	12.362 ***
HML		-0.061		
z-stat		-1.546		
SMB		0.648		
z-stat		16.890 ***		
RESIPF			6.431	
z-stat			4.514 ***	
RESPRISKF			2.553	
z-stat			5.548 ***	
RESSECTIPF				3.160
z-stat				1.602
RESSECTPRISKF				4.029
z-stat				7.128 ***
R ²	0.145	0.270	0.175	0.237
AIC	-3.778	-3.990	-3.820	-3.826
MSC p-value	0.009	1.000	0.039	0.454
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 71: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 6 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.008	-0.009	-0.007	-0.008
<i>z-stat</i>	-5.284 ***	-7.151 ***	-5.116 ***	-5.380 ***
Market	0.239	0.167	0.253	0.264
<i>z-stat</i>	9.108 ***	6.975 ***	10.595 ***	10.004 ***
HML		0.055		
<i>z-stat</i>		1.407		
SMB		0.645		
<i>z-stat</i>		17.155 ***		
RESIPF			7.214	
<i>z-stat</i>			4.361 ***	
RESPRISKF			2.963	
<i>z-stat</i>			5.204 ***	
RESSECTIPF				4.003
<i>z-stat</i>				2.113 **
RESSECTPRISKF				4.253
<i>z-stat</i>				7.703 ***
R ²	0.107	0.217	0.135	0.191
AIC	-3.566	-3.755	-3.610	-3.609
MSC p-value	0.010	1.000	0.033	0.497
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 72: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 7 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.006	-0.009	-0.006	-0.007
<i>z-stat</i>	-3.912 ***	-5.616 ***	-4.004 ***	-4.212 ***
Market	0.206	0.134	0.212	0.260
<i>z-stat</i>	8.832 ***	5.324 ***	9.530 ***	9.430 ***
HML		0.049		
<i>z-stat</i>		1.072		
SMB		0.705		
<i>z-stat</i>		16.216 ***		
RESIPF			7.478	
<i>z-stat</i>			4.130 ***	
RESPRISKF			2.496	
<i>z-stat</i>			3.985 ***	
RESSECTIPF				1.636
<i>z-stat</i>				0.701
RESSECTPRISKF				5.555
<i>z-stat</i>				8.017 ***
R ²	0.087	0.211	0.114	0.193
AIC	-3.389	-3.550	-3.422	-3.438
MSC p-value	0.005	1.000	0.019	0.654
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 73: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 8 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.009	-0.010	-0.009	-0.009
z-stat	-5.055 ***	-6.141 ***	-5.140 ***	-5.269 ***
Market	0.225	0.158	0.233	0.252
z-stat	7.821 ***	4.882 ***	8.474 ***	7.867 ***
HML		0.087		
z-stat		1.735 *		
SMB		0.623		
z-stat		13.227 ***		
RESIPF			8.588	
z-stat			4.455 ***	
RESRISKF			1.933	
z-stat			3.250 ***	
RESSECTIPF				2.822
z-stat				1.390
RESSECTPRISKF				4.001
z-stat				5.808 ***
R ²	0.080	0.166	0.100	0.159
AIC	-3.310	-3.416	-3.337	-3.339
MSC p-value	0.011	1.000	0.042	0.834
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 74: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 9 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.009	-0.011	-0.009	-0.010
z-stat	-5.460 ***	-6.468 ***	-5.329 ***	-6.109 ***
Market	0.111	0.093	0.126	0.153
z-stat	3.362 ***	2.874 ***	3.988 ***	4.725 ***
HML		0.215		
z-stat		4.294 ***		
SMB		0.502		
z-stat		9.821 ***		
RESIPF			5.623	
z-stat			2.737 ***	
RESRISKF			1.747	
z-stat			2.538 **	
RESSECTIPF				-0.470
z-stat				-0.210
RESSECTPRISKF				4.525
z-stat				6.677 ***
R ²	0.037	0.101	0.055	0.117
AIC	-3.240	-3.315	-3.251	-3.277
MSC p-value	0.010	0.638	0.040	1.000
Meilleur modèle selon MCS		x		x

Annexe 75: Régression du différentiel de *returns* entre les portefeuilles 1 et 10 segmentés selon le *momentum* sur, respectivement, les facteurs du CAPM, du modèle de FF et de nos deux modèles *Macro Style* et *Macro Secteur*. Modélisation par GARCH (1,1).

	CAPM	Fama & French	Macro Style	Macro Secteur
C	-0.013	-0.015	-0.013	-0.013
z-stat	-6.266 ***	-7.072 ***	-6.142 ***	-6.491 ***
Market	0.022	0.036	0.032	0.063
z-stat	0.597	1.010	0.873	1.703 *
HML		0.443		
z-stat		7.610 ***		
SMB		0.235		
z-stat		4.039 ***		
RESIPF			2.581	
z-stat			1.078	
RESPRISKF			0.900	
z-stat			1.259	
RESSECTIPF				1.623
z-stat				0.566
RESSECTPRISKF				5.373
z-stat				6.306 ***
R ²	0.002	0.009	0.004	0.057
AIC	-2.978	-3.011	-2.975	-3.011
MSC p-value	0.165	0.308	0.122	1.000
Meilleur modèle selon MCS	x	x	x	x

Annexes partie III : Modèles de prévision des styles de gestion

Annexe 76: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	16.02%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.11%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.64	0.77	0.32
Hit Ratio	55.60%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	0.47		
P valeur	0.32		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.17%		
T-stat	0.25		
P valeur	0.81		
Taux de rotation annuel moyen	351.27%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Annexe 77: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 35%). Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	17.44%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	16.70%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.75	0.77	0.32
Hit Ratio	59.63%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	1.13		
P valeur	0.13		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.59%		
T-stat	1.00		
P valeur	0.32		
Taux de rotation annuel moyen	137.45%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Annexe 78: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels (SECT). Hors frais de transaction.

L'analyse porte sur la période du 31/07/1955 au 31/12/2005 avec une période de calibration initiale de 5 ans. La période d'analyse *out-of-sample* couvre la période du 31/08/1960 au 31/12/2005. L'analyse est effectuée en périodes roulantes de 5 ans. Dans la stratégie mise en place, la décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision LOGIT dont le seuil est fixé à 50%. Par exemple, si la prévision en t pour $t+1$ est de 55%, cela signifie qu'il y a une probabilité de 55% que les actions *value* surperforment les actions *growth* à horizon d'un mois, et notre stratégie sera d'investir dans le portefeuille *value*. Le modèle de prévision est le suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLSECTIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLSECTPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

HML est la différence de *return* d'un portefeuille d'actions à haut (*High*) ratio de valeur comptable sur prix de marché et d'un portefeuille à bas (*Low*) ratio de valeur comptable sur valeur de marché (par rapport au ratio moyen du marché). $\text{bin_HML} = 1$ si $\text{HML} > 0$, 0 sinon. ROLLSECTIPF est l'estimation en fenêtre roulante de 5 ans de SECTIPF, soit le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable IP selon la méthode de Lamont (2001). L'indice de production industrielle US (IP) est l'*Industrial Production* calculé par le *Board of Governors of the Federal Reserve System*. L'indice de production industrielle retenu est ajusté des effets saisonniers. ROLLSECTPRISKF est l'estimation en fenêtre roulante de 5 ans de SECTPRISKF, soit le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable PRISK selon la méthode de Lamont (2001). La prime de risque crédit (PRISK), ou risque de confiance selon BRR, est calculé par la différence entre le *return* de l'indice *corporate* US long terme et le *return* de l'indice gouvernemental US long terme correspondant. Les données proviennent de *Ibbotson Associates*. MARKET représente l'*excess return* du portefeuille de marché. Ce dernier est la moyenne pondérée par la capitalisation boursière de tous les titres des NYSE, AMEX et NASDAQ (données issues de la base de données CRSP). Pour calculer l'*excess return*, on soustrait le taux du *Treasury bill* à 1 mois (données *Ibbotson Associates*) au *return* du portefeuille de marché. Le *Sharpe ratio* a été calculé sur base d'un taux sans risque fixe de 5%. Le *hit ratio* représente le nombre de mois durant lesquels la stratégie a été gagnante (la prévision en t pour $t+1$ est identique à la réalisation en $t+1$) par rapport au nombre total de mois. Une P valeur inférieure à 0.05 indique une significativité de la t stat à un seuil de 5% ou plus bas.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	16.02%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.29%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.64	0.77	0.32
Hit Ratio	55.96%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	0.56		
P valeur	0.29		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.29%		
T-stat	0.38		
P valeur	0.70		
Taux de rotation annuel moyen	368.73%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Annexe 79: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Modèle de FF. Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{HML}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{SMB}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Value	Growth
<i>Return moyen annualisé</i>	16.44%	17.46%	11.19%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.09%	16.15%	19.26%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.67	0.77	0.32
<i>Hit Ratio</i>	57.06%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	1.13		
<i>P valeur</i>	0.13		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	0.70%		
<i>T-stat</i>	0.95		
<i>P valeur</i>	0.34		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	298.91%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.00%		

Annexe 80: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Small	Big
<i>Return moyen annualisé</i>	18.16%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.53%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.75	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	56.51%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	2.99		
<i>P valeur</i>	0.00		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	2.86%		
<i>T-stat</i>	3.17		
<i>P valeur</i>	0.00		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	414.55%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.00%		

Annexe 81: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels. Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLSECTIPF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLSECTPRISKF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Small	Big
<i>Return moyen annualisé</i>	16.81%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.39%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.68	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	54.31%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	1.98		
<i>P valeur</i>	0.02		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	1.43%		
<i>T-stat</i>	1.59		
<i>P valeur</i>	0.11		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	403.64%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.00%		

Annexe 82: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Modèle de FF. Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB}_t = c + \beta_1 \cdot \text{HML}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{SMB}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Small	Big
<i>Return moyen annualisé</i>	16.62%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.19%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.68	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	53.94%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	1.79		
<i>P valeur</i>	0.04		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	1.42%		
<i>T-stat</i>	1.58		
<i>P valeur</i>	0.11		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	397.09%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.00%		

Tests de robustesse

Annexe 83: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLCPIF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{ROLLPENTEF}_{t-1} + \beta_4 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_5 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

ROLLCPIF est l'estimation en fenêtre roulante de cinq ans de CPIF, soit le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable CPI selon la méthode de Lamont (2001). ROLLPENTEF est l'estimation en fenêtre roulante de cinq ans de PENTEF, soit le *factor mimicking* de l'innovation dans les attentes sur la variable PENTE selon la méthode de Lamont (2001). Le risque lié à la longueur de l'horizon d'investissement (PENTE), est calculé par la différence entre le *return* de l'indice gouvernemental US long terme et le taux 1 mois. L'indice gouvernemental US long terme et le taux sans risque sont issus de la base de données de *Ibbotson Associates*.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	16.23%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.57%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.64	0.77	0.32
Hit Ratio	56.15%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	1.06		
P valeur	0.14		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.54%		
T-stat	0.71		
P valeur	0.48		
Taux de rotation annuel moyen	392.73%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Annexe 84: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels. Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *value* ou *growth* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_HML}_t = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLSECTCPIF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLSECTIPF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{ROLLSECTPENTEF}_{t-1} + \beta_4 \cdot \text{ROLLSECTPRISKF}_{t-1} + \beta_5 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	16.37%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.50%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.65	0.77	0.32
Hit Ratio	57.06%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	1.43		
P valeur	0.08		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.56%		
T-stat	0.74		
P valeur	0.46		
Taux de rotation annuel moyen	394.91%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Annexe 85: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB} = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLCPIF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLIPF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{ROLLPENTEF}_{t-1} + \beta_4 \cdot \text{ROLLPRISKF}_{t-1} + \beta_5 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Small	Big
Return moyen annualisé	16.33%	15.96%	13.08%
Ecart-Type annualisé	17.21%	19.83%	14.54%
Sharpe Ratio	0.66	0.55	0.56
Hit Ratio	53.94%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	1.82		
P valeur	0.03		
Fama & French Alpha (annualisé)	1.43%		
T-stat	1.58		
P valeur	0.11		
Taux de rotation annuel moyen	464.73%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Annexe 86: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. Modèle LOGIT (seuil de 50%). Actifs de base sectoriels. Hors frais de transaction.

La décision d'allocation entre actions *small* ou *big* est dictée par les résultats du modèle de prévision suivant :

$$\text{bin_SMB}_i = c + \beta_1 \cdot \text{ROLLSECTCPIF}_{t-1} + \beta_2 \cdot \text{ROLLSECTIPF}_{t-1} + \beta_3 \cdot \text{ROLLSECTPENTEF}_{t-1} + \beta_4 \cdot \text{ROLLSECTPRISKF}_{t-1} + \beta_5 \cdot \text{MARKET}_{t-1} + \varepsilon_t$$

	Stratégie	Small	Big
Return moyen annualisé	15.82%	15.96%	13.08%
Ecart-Type annualisé	17.49%	19.83%	14.54%
Sharpe Ratio	0.62	0.55	0.56
Hit Ratio	52.11%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	0.96		
P valeur	0.17		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.80%		
T-stat	0.88		
P valeur	0.38		
Taux de rotation annuel moyen	447.27%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Style momentum

Annexe 87: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. *Style momentum* : *momentum* 12 mois, période de détention 12 mois. Hors frais de transaction.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	15.95%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.43%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.63	0.77	0.32
Hit Ratio	55.78%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	1.04		
P valeur	0.15		
Fama & French Alpha (annualisé)	0.56%		
T-stat	0.74		
P valeur	0.46		
Taux de rotation annuel moyen	39.27%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Annexe 88: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *value* ou *growth* comparée à une allocation statique. *Style momentum* : *momentum* 6 mois, période de détention 6 mois. Hors frais de transaction.

	Stratégie	Value	Growth
Return moyen annualisé	15.50%	17.46%	11.19%
Ecart-Type annualisé	17.32%	16.15%	19.26%
Sharpe Ratio	0.61	0.77	0.32
Hit Ratio	52.29%		
T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)	-0.21		
P valeur	0.58		
Fama & French Alpha (annualisé)	-0.06%		
T-stat	-0.08		
P valeur	0.93		
Taux de rotation annuel moyen	80.73%		
Frais (achat et vente)	0.00%		

Annexe 89: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. *Style momentum : momentum 12 mois, période de détention 12 mois. Hors frais de transaction.*

	Stratégie	Small	Big
<i>Return moyen annualisé</i>	16.30%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.42%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.65	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	54.68%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	2.12		
<i>P valeur</i>	0.02		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	1.29%		
<i>T-stat</i>	1.56		
<i>P valeur</i>	0.12		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	39.27%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.00%		

Annexe 90: Stratégie dynamique d'allocation entre actions *small* ou *big* comparée à une allocation statique. *Style momentum : momentum 6 mois, période de détention 6 mois. Hors frais de transaction.*

	Stratégie	Small	Big
<i>Return moyen annualisé</i>	15.05%	15.96%	13.08%
<i>Ecart-Type annualisé</i>	17.11%	19.83%	14.54%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.59	0.55	0.56
<i>Hit Ratio</i>	51.01%		
<i>T-stat (Pesaran-Timmermann market timing test)</i>	0.45		
<i>P valeur</i>	0.33		
<i>Fama & French Alpha (annualisé)</i>	0.79%		
<i>T-stat</i>	0.98		
<i>P valeur</i>	0.33		
<i>Taux de rotation annuel moyen</i>	102.55%		
<i>Frais (achat et vente)</i>	0.00%		

