

Université de Neuchâtel
Faculté de droit et des sciences économiques

Analyse d'événement et dépendances temporelles des
rentabilités boursières

Thèse

Présentée à la Faculté de droit et des sciences économiques pour obtenir le grade de
docteur ès sciences économiques

Par

Jean-François Bacmann

Neuchâtel 2001

Monsieur Jean-François Bacmann est autorisé à imprimer sa thèse de doctorat ès sciences économiques intitulée : « Analyse d'événement et dépendances temporelles des rentabilités boursières ».

Il assume seul la responsabilité des opinions énoncées.

Neuchâtel, le 19 décembre 2001

Le Doyen
De la Faculté de droit
Et des sciences économiques

Ernest Weibel

Jury de thèse

Professeur Patrice Fontaine, Université Pierre-Mendès France, Président

Professeur Michel Dubois, Université de Neuchâtel, Directeur de thèse

Professeur Christian Gouriéroux, CREST-ENSAE, Expert externe

Professeur Ollivier Taramasco, ENSIMAG, Expert externe

Professeur Yadolah Dodge, Université de Neuchâtel, Expert interne

Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer toute ma gratitude à mon directeur de thèse, le professeur Michel Dubois pour son aide ainsi que ses multiples suggestions. Tout au long de ces années passées à Neuchâtel, il a su stimuler et développer mon intérêt pour la finance ainsi que pour la recherche. Ses remarques pertinentes ont permis la transformation de ce travail en une expérience particulièrement enrichissante.

Je souhaite particulièrement remercier les professeurs Patrice Fontaine, Christian Gouriéroux, Ollivier Taramasco et Yadolah Dodge qui m'ont l'honneur de participer à mon jury de thèse. Leurs conseils ont grandement contribué à l'amélioration de ce travail.

Mes collègues de l'institut de l'Entreprise ont pris une part vitale dans l'élaboration de ce document. Je souhaite tout particulièrement remercier Pierre Jeanneret et Guido Bolliger qui m'ont stimulé pendant cette aventure.

Enfin, mes pensées vont à ma famille, et en particulier à mon épouse Laurence. Son soutien dans les moments critiques s'est avéré primordial. Qu'elle trouve ici l'expression de ma gratitude.

Sommaire

Introduction	1
1 Le développement des études d'événement.....	5
1.1 Notion d'événement	5
1.2 L'évolution d'une méthodologie	6
1.3 Importance en sciences économiques.....	15
1.4 Importance en Finance.....	35
Conclusion.....	44
2 Modélisation statique	45
2.1 Collecter les informations.....	45
2.2 Modélisations multivariées.....	55
2.3 Changements de paramètres	60
2.4 Tests d'hypothèses.....	62
Conclusion.....	66
3 Analyse structurelle.....	67
3.1 Evénements volontaires et anticipation partielle.....	67
3.2 Modélisation conditionnelle et décisions rationnelles.....	70
3.3 Choix de la forme de l'événement.....	78
Conclusion.....	84
4 Inférences statistiques	85
4.1 Les tests paramétriques multivariés.....	85
4.2 Les tests paramétriques univariés.....	90
4.3 Les sauts de variances.....	92
4.4 Tests non paramétriques et robustesse	97
Conclusion.....	103
5 Mise en pratique.....	105
5.1 Estimation de la matrice de variance-covariance	105
5.2 Evaluer les méthodes	109
5.3 Incertitude sur la date d'événement.....	124
5.4 Données irrégulièrement espacées.....	129
Conclusion.....	137
6 L'analyse d'événement long terme : enjeux et techniques	139
6.1 Efficience et performance long terme	139

6.2	Modèles et prévisions	149
6.3	Critères d'appairage.....	160
6.4	Constitution de portefeuilles.....	174
	Conclusion.....	188
7	Application des modèles ARCH.....	190
7.1	Définition du modèle	190
7.2	Estimation et statistiques	193
7.3	Modèle de marché et effets ARCH	197
7.4	Simulations de Monte-Carlo.....	205
7.5	Simulation sur données réelles	220
	Conclusion.....	226
8	Détecter les sauts de variance inconditionnelle	227
8.1	Modélisation ARCH et saut de variance	227
8.2	L'algorithme ICSS.....	236
8.3	Agrégation temporelle	245
8.4	Méthode en deux passes	250
8.5	La volatilité sur les marchés émergents.....	255
	Conclusion.....	258
	Conclusion générale	260
	Bibliographie	264

Introduction

« Mais qu'est-ce qu'un événement ? Est-ce un fait quelconque ! Non pas ! me dites-vous, c'est un fait notable. » Cette citation d'Anatole France nous montre bien la perception du concept d'événement dans notre vie quotidienne. Il en va de même pour les marchés financiers dont la vie est rythmée par des annonces de nature fort différente. Ainsi, la réaction est immédiate et favorable lorsque le gouverneur de la réserve fédérale américaine annonce une baisse de 50 points de base des taux directeurs. A l'opposé, la réaction des marchés est fortement négative, lorsque COMPAQ annonce des bénéfices en baisse. L'ensemble du secteur technologique est alors touché. Pour les marchés financiers, la vie des firmes est une succession d'événements (augmentation de capital, rachat d'actions, division d'actions, fusion, acquisition...) qui résultent, dans certains cas, des décisions des dirigeants.

Il est important de déterminer l'impact d'un événement sur la valeur de l'entreprise. Tout d'abord, il s'agit de savoir si l'événement mérite son appellation et constitue « un fait notable » pour reprendre l'expression d'Anatole France. L'étude des événements a par ailleurs un aspect pratique fort : la compréhension des phénomènes de valorisation a permis la mise au point de stratégies de gestion de portefeuille fondées sur les réactions observées autour de l'événement. Certains *hedge funds* se sont lancés dans l'aventure avec la création de fonds basés sur les événements (*event driven funds*¹).

L'analyse d'un événement possède un deuxième intérêt : le test des théories développées en finance d'entreprise. En effet, ces dernières aboutissent à des prévisions du comportement des rentabilités boursières autour de l'événement. Or, si ces prévisions ne correspondent pas à l'observation empirique du phénomène, alors la théorie se trouve remise en cause. L'enjeu est de taille. En effet, l'acceptation ou le rejet d'une théorie se fonde sur la capacité d'observation de l'impact d'un événement sur la valeur de la firme. Or, mesurer l'impact de l'événement est particulièrement ardu. Il s'agit d'évaluer la différence entre la valeur de la firme ayant subi l'événement et la

¹ Pour plus de précisions sur ce type de *hedge funds*, voir <http://www.bullandbearfund.com/marketdef.htm>.

valeur de cette même firme qui n'aurait pas subi l'événement. Si la première valeur est aisément mesurable, il n'en est rien pour la seconde qui n'est pas observable. Il faut donc avoir recours à une modélisation de cette valeur. Cette modélisation est issue des travaux effectués en finance de marché. Plus précisément, le rôle de l'analyse d'événement n'est pas exactement de valider telle ou telle théorie issue de la finance d'entreprise, mais d'évaluer la cohérence entre les modélisations de la finance d'entreprise et celles développées en finance de marché.

Les liens entre les études d'événement et la finance de marché sont, quant à eux, multiples. En effet, l'analyse d'événement s'inscrit dans le paradigme central que représente l'efficience des marchés. Ce dernier implique qu'à chaque instant le prix du titre reflète la totalité de l'information disponible. Si un événement vient modifier l'ensemble informationnel, alors le prix du titre doit réagir instantanément aux nouvelles informations apportées. L'importance de l'analyse d'événement s'est fortement accrue depuis que des recherches ont montré que des réactions pouvaient subsister jusqu'à cinq ans après l'événement. S'agit-il d'un véritable phénomène ou d'une (grossière) erreur de mesure liée aux méthodologies de l'analyse d'événement ?

Par son caractère de mesure, l'analyse d'événement se rapproche de la mesure de la performance d'un portefeuille, en particulier lorsque l'impact d'un événement est étudié sur le long terme. Des portefeuilles constitués des titres ayant subi l'événement peuvent être formés et leurs performances évaluées. Les méthodes de mesure de performance peuvent alors être appliquées dans ce cadre. Les études d'événement détectent l'existence d'un événement mais aussi mesurent l'amplitude de la réaction.

Enfin l'analyse d'événement, du fait de sa modélisation, est très sensible aux développements des recherches ayant lieu dans le cadre des modèles d'évaluation des actifs financiers. Il s'agit d'employer le meilleur modèle d'évaluation qui permet la définition de la valeur de la firme en l'absence d'événement. Ce modèle doit non seulement être fortement ancré dans la théorie financière mais aussi inclure un aspect empirique important notamment par sa capacité à décrire le comportement des rentabilités.

Après un bilan des méthodes d'analyse employées, ce travail se propose d'adapter les apports récents issus du domaine de la dynamique des cours boursiers à l'analyse

d'événement. Notre but est, en particulier, d'implémenter de nouvelles méthodologies destinées à tenir compte des dépendances temporelles observées au niveau des rentabilités. Les dépendances temporelles des rentabilités peuvent revêtir deux formes. Sur le court terme (fréquence quotidienne), elles se caractérisent par des changements de la variance des rentabilités. Sur plus long terme (fréquence mensuelle), des phénomènes de continuation (stratégies momentums) ou de retournement (stratégies contraires) sont empiriquement observés. L'objectif de ce travail est de définir de nouvelles méthodes robustes à ce type de phénomènes.

Notre approche repose non seulement sur l'élaboration de nouveaux modèles statistiques mais aussi sur leur validation. Cette dernière est essentiellement effectuée à l'aide de simulations adaptées au contexte de l'analyse d'événement. En effet, les propriétés des estimateurs ainsi que des statistiques de test sont généralement dérivées asymptotiquement. Les simulations permettent leur connaissance pour des échantillons de taille réduite fréquemment rencontrée dans les études d'événement.

Cette recherche comprend huit chapitres. Le premier a pour but d'analyser l'importance des études d'événement dans le domaine de la recherche en sciences économiques. Dans quel cadre est employée l'analyse d'événement ? Telle est la question à laquelle nous tentons de répondre.

Les deuxième, troisième et quatrième chapitres présentent les fondements de l'analyse d'événement. Le deuxième chapitre s'intéresse tout particulièrement à la constitution des échantillons et à la définition d'un modèle statique général. Les principales hypothèses testées lors d'une analyse qui portent sur les différents types de réaction y sont abordées. Le contexte du troisième chapitre est tout autre. Il se place dans le cadre d'événements endogènes entrepris rationnellement par les dirigeants de l'entreprise. Plusieurs modélisations de ce phénomène, ainsi que les liens avec les modélisations statiques sont exposées. Les inférences statistiques sont le sujet du quatrième chapitre. De nombreuses statistiques, paramétriques ou non, sont présentées. Dans ce chapitre, l'intérêt se déplace de la modélisation financière vers des préoccupations d'ordre statistique.

Les cinquième et sixième chapitres forment un ensemble où l'on s'intéresse principalement à l'application pratique de l'analyse d'événement. Le cinquième chapitre

présente les conséquences des problèmes d'estimation des modélisations multivariées exposées dans le deuxième chapitre, les difficultés et les remèdes liés à l'incertitude sur la date d'événement, la taille de la fenêtre et aux données irrégulièrement espacées. Le sixième chapitre s'intéresse à l'application des méthodes d'analyse d'événement sur le long terme. Il s'agit de mesurer l'évolution de la valeur de la firme trois ou cinq années après l'événement. Dans un tel cadre, l'adaptation des techniques standard est examinée et fortement critiquée. Nous nous attachons à dégager les conséquences du choix de la norme. Par ailleurs, nous évaluons une méthode alternative qui repose sur la mesure de performance de portefeuilles.

Les septième et huitième chapitres se concentrent sur les implications des dépendances temporelles complexes sur le choix de la modélisation ainsi que sur les méthodes de détection. L'analyse est effectuée dans le contexte de dépendances de type ARCH. Notre recherche s'oriente principalement autour de deux axes. Le premier, développé dans le chapitre sept, porte sur l'adaptation des méthodes standard à de telles formes de dépendances temporelles. Pour ce faire, nous proposons une nouvelle modélisation qui est validée à l'aide de simulations. Ces dernières se veulent représentatives de situations fréquemment documentées lors d'études empiriques. Le second axe tente d'ouvrir l'analyse d'événement vers de nouveaux horizons. Le chapitre huit a pour but l'étude des liens entre les sauts de variance permanents et les événements. Est-il possible de détecter des événements, lorsque l'on étudie les sauts de variance ? Pour ce faire, nous mettons au point une nouvelle méthodologie robuste aux effets de type ARCH et nous la validons à l'aide de simulations ainsi que sur un ensemble de marchés émergents.

En résumé, ce travail est composé de quatre grandes parties :

- une analyse historique de la place des études d'événement en sciences économiques,
- une synthèse des modèles et des méthodes utilisés en analyse d'événement,
- les conséquences de la mise en pratique des différentes modélisations, en particulier sur le long terme où nous adaptons et validons différentes méthodologies,
- le développement de modélisations et de tests destinés à tenir compte de dépendances temporelles de type ARCH.

1 Le développement des études d'événement

Ce chapitre traite du développement de l'analyse d'événement dans le champ des sciences économiques. Notre but est de montrer que, d'un domaine restreint des sciences économiques, à savoir la finance d'entreprise, l'analyse d'événement a diffusé à l'intérieur de l'ensemble de la discipline. Pour ce faire, nous introduisons, tout d'abord, la notion d'événement et tentons d'expliquer l'intérêt d'une telle forme d'analyse en finance d'entreprise. Puis, nous présentons l'évolution chronologique de la méthodologie. Nous abordons ensuite la répartition des différentes études qui utilisent l'analyse d'événement au sein des sciences économiques. Enfin, nous achevons notre tour d'horizon par un examen approfondi des implications en finance d'entreprise et en finance de marché.

1.1 Notion d'événement

Selon la définition donnée dans le dictionnaire², un événement est un « *fait auquel vient aboutir une situation* ». Une deuxième acception du terme le définit comme « *ce qui arrive et a quelque importance pour l'homme* ». Enfin, un événement est, en statistique, synonyme d'éventualité : il correspond à un « *résultat possible lorsque celui-ci est aléatoire* ». En finance, le sens donné au terme événement est très proche de l'acception usuelle. Un événement est donc un fait susceptible d'affecter la valeur de l'entreprise. On considère qu'un fait est un événement lorsqu'il induit une modification dans la valeur fondamentale de la firme.

Analyser un événement consiste, dans un premier temps, à mettre en évidence une réaction des investisseurs, puis dans un second temps, à expliquer cette dernière. Le succès de l'analyse d'événement, notamment en finance d'entreprise, s'explique par le fait que toute réaction significative lors d'un événement doit avoir une contrepartie économique mesurable prédite par les modèles théoriques développés en finance ou en économie. Ainsi les études d'événement permettent de tester ces modèles. Que les

² Voir le Petit Robert.

techniques couramment utilisées en analyse d'événement mettent en évidence une réaction de manière erronée et tout le cadre théorique se trouve remis en cause.

La portée des conclusions obtenues se trouve limitée comme pour toute étude empirique en finance. Les études d'événement reposent sur des données ex-post et sur un nombre fini d'expériences déjà réalisées sur une période fixe et limitée dans le temps. Il est donc impossible de reproduire indéfiniment l'expérience en contrôlant son contexte. C'est pourquoi la démarche standard de l'analyse d'événement consiste à déterminer un ensemble d'hypothèses réfutables par le phénomène observé. Les hypothèses, basées sur les prédictions émises par la théorie sont alors rejetées ou non.

1.2 L'évolution d'une méthodologie

1.2.1 Aspect historique

Selon Campbell, Lo et McKinlay (1997), les racines de l'analyse d'événement remontent aux années trente. En effet, Dolley publie en 1933 dans *Harvard Business Review* une étude qui s'intéresse à l'impact d'une division d'actions sur leur prix. Il utilise un échantillon comportant 95 divisions d'actions réalisées entre 1921 et 1931. Ses conclusions montrent que le prix augmente dans 57 cas et diminue dans 26. Cette première étude s'inscrit assurément dans l'esprit pionnier qui animait à cette époque les chercheurs en finance comme Cowles³. Suit alors une longue période où les analyses se perfectionnent en tenant compte de l'évolution du marché ou en éliminant les événements multiples. Citons les études de Myers et Bakay (1948), Barker (1956, 1957, 1958) ou encore Ashley (1962).

A la fin des années soixante, Ball et Brown (1968) puis Fama, Fischer, Jensen et Roll (1969) (FFJR) introduisent les fondements de l'analyse d'événement en y incorporant les derniers développements en matière d'évaluation d'actifs, en particulier le modèle de marché. Cette méthodologie s'est depuis développée au-delà de toute espérance, puisque Binder (1998) note que l'article de FFJR a connu une notoriété sans égal dans la recherche académique. Selon le *Social Sciences Citation Index*, l'article de FFJR a été cité dans 504 publications différentes entre 1969 et 1999, soit une moyenne

³ Pour un rappel de la contribution de Cowles, voir Bernstein (1995).

de 17 fois par an pendant plus de 25 ans⁴. Un tel succès est d'autant plus étonnant que le but premier de l'étude était de présenter une application directe de la nouvelle base de données du *Center for Research in Security Prices* qui contenait les rentabilités mensuelles du New-York Stock Exchange⁵.

Les années soixante-dix ne connaissent toutefois aucune innovation majeure. Il s'agit, dans un premier temps, de recueillir les résultats de la méthodologie employée par FFJR pour une multitude d'événements. FFJR ne s'étaient en effet intéressés qu'à l'impact des divisions d'actions alors que Ball et Brown (1968) avaient, quant à eux, étudié le contenu informationnel des bénéfices. Quelques articles introduisent cependant des améliorations à la méthodologie de FFJR. Il s'agit principalement de Patell (1976) qui donne une mesure de la variance de l'erreur de prédiction ou encore de Jaffe (1974) qui tient compte des dépendances en coupe de titre à titre.

C'est en 1980 que Brown et Warner fournissent l'outil indispensable à l'analyse d'événement : une méthode de simulations qui permet de comparer les différentes normes choisies en vue d'analyser l'événement. Onze années séparent donc l'apport de FFJR de la première tentative d'évaluation des performances des méthodologies d'analyse d'événement. Une telle durée s'explique par les besoins informatiques requis par les simulations de Brown et Warner. Il est d'ailleurs à noter que l'article de 1980 ne traite que des rentabilités mensuelles. Il faut attendre 1985 pour que les deux chercheurs renouent avec leur simulation sur des données quotidiennes cette fois.

Les contributions de Brown et Warner (1980, 1985) ouvrent la porte à une multitude de raffinements méthodologiques destinés à traiter les violations des hypothèses standard de l'analyse d'événement. Ainsi plusieurs études, notamment Schipper et Thompson (1983, 1984), Binder (1985), Malatesta (1986), Sefcik et Thompson (1986) ou encore Karafiath (1994), introduisent des modélisations multivariées dans les méthodologies des études d'événement. Cet apport suit la même évolution que dans le cas des tests du CAPM : les modélisations multivariées sont « abandonnées » au début des années quatre vingt dix car les améliorations potentielles sont annihilées par les problèmes d'estimation.

⁴ A titre de comparaison, un article cité plus de 10 fois par an pendant 10 ans est considéré comme un classique.

⁵ voir Fama (1991, p. 1599).

Corrado introduit en 1989 les statistiques non paramétriques en analyse d'événement. Le développement rapide de ces techniques, comme en témoignent les articles de Corrado et Zivney (1992), et de Cowan (1992), trouve son aboutissement avec Giaccotto et Sfiridis (1996). Ce type de statistique permet d'éliminer les hypothèses problématiques⁶ de la distribution des rentabilités boursières. Toutefois, le prix à payer est une capacité réduite de détection des événements, étant donné que les statistiques non paramétriques utilisent un sous-ensemble de l'information disponible (signes ou rangs).

Depuis l'article fondateur de FFJR en 1969 jusqu'au début des années quatre vingt dix, les chercheurs en finance examinent l'impact d'un événement sur la valeur de la firme sur le court terme. A partir de 1991 et suite à l'article de Ritter (1991)⁷, un nombre important d'études sur le long terme, c'est-à-dire sur des horizons compris entre trois et cinq ans après l'événement, vont se succéder. Citons, parmi celles-ci, les contributions de Loughran et Ritter (1995) sur les introductions en bourse et les augmentations de capital, de Dharan et Ikenberry (1995) sur les divisions d'actions, ou encore de Mitchell et Stafford (2000) sur les rachats d'actions. La mise en évidence de réactions sur le long terme pose des problèmes méthodologiques importants, comme l'ont montré Barber et Lyon (1997) ou encore Kothari et Warner (1997), qui ne sont pas sans implications sur les théories développées en finance d'entreprise.

Rappelons enfin que l'article de Barber et Lyon (1997) a obtenu le prix Fama-DFA (Dimensional Fund Advisors) 1998 décerné par le *Journal of Financial Economics*. En 1999, ce prix a été décerné à l'article de Fama (1998) qui s'intéresse aux liens entre l'efficience des marchés, la performance long terme et la finance comportementale. Ces deux prix consécutifs sanctionnent non seulement la qualité scientifique de ces recherches, mais aussi l'intérêt qui est porté à l'analyse d'événement et à ses implications sur le long terme.

⁶ Remarquons que l'hypothèse d'indépendance et de distribution identique reste nécessaire dans ce cadre.

⁷ Ritter (1991) n'est pas le précurseur de l'analyse d'événement long terme, puisque Dimson et Marsh (1986) s'y étaient déjà intéressés. Cependant, les résultats de ces derniers étaient moins provocateurs.

1.2.2 Impact des publications

Afin de mesurer systématiquement l'impact des publications en analyse d'événement, nous utilisons la banque de données du *Social Science Citation Index*⁸. Cette dernière permet de lier un article paru dans un périodique académique aux différentes publications qui le citent. La première partie du tableau 1-1 reprend les résultats obtenus pour les articles que nous avons jugés comme importants en analyse d'événement. Deux statistiques sont représentées : l'impact total mesuré par le nombre total de citations entre la date de parution de l'article et 1999 ainsi que l'impact annuel moyen qui permet de comparer les publications dont la durée de vie diffère. Ce tableau montre clairement l'émergence de quatre articles phare : l'article fondateur de Fama, Fischer, Jensen et Roll (1969), les deux articles de simulation de Brown et Warner (1980 et 1985) ainsi que, plus récemment, l'article de Ritter (1991). Les publications de Barber et Lyon (1997) ainsi que de Loughran et Ritter (1995) présentent de bonnes performances. Leur impact total est toutefois relativement faible, étant donné leur parution récente.

Les articles, comme Binder (1985) ou encore Corrado (1989), qui ont pour but d'améliorer les méthodologies, ont des indices d'impact faibles. Ce phénomène doit-il pour autant signifier que les raffinements méthodologiques sont inutiles ou peu employés ? La réponse n'est pas aisée. En effet, il existe une multitude d'articles ayant pour but de faire progresser les méthodologies. Or chaque étude tend à utiliser la méthodologie qui lui convient le mieux. Il est par conséquent inutile de citer l'ensemble des publications à caractère méthodologique même si leur apport est important. Prenons l'exemple des modélisations multivariées développées par Binder (1985) ou encore Malatesta (1986). L'usage de telles modélisations ne se justifie que lorsque la date d'événement est identique pour toutes les firmes de l'échantillon. Ainsi, ces modélisations sont essentiellement employées dans les études portant sur les changements de réglementation qui affectent à un même instant un ensemble de firmes.

⁸ Cette banque de données référence 1700 journaux différents. Pour une liste exhaustive, voir le site internet <http://sunweb.isinet.com/cgi-bin/jrnlst/jlresults.cgi?PC=J>

Tableau 1-1 : Impact des publications.

Auteurs	Année	Impact total	Impact moyen
<i>Principales publications en analyse d'événement</i>			
Fama,Fischer, Jensen et Roll	1969	504	16.80
Brown et Warner	1980	398	20.95
Brown et Warner	1985	456	32.57
Binder	1985	44	3.14
Malatesta	1986	25	1.92
Corrado	1989	22	2.20
Boehmer, Poulsen et Musumeci	1991	32	4.00
Ritter	1991	122	15.25
Loughran et Ritter	1995	66	16.50
Spiess et Affleck-Grave	1995	29	7.25
Barber et Lyon	1997	27	13.50
Kothari et Warner	1997	18	9.00
Fama	1998	8	8.00
<i>Principales publications en finance</i>			
Markowitz	1952	623	13.26
Modigliani et Miller	1958	898	21.90
Sharpe	1964	1242	35.49
Black et Scholes	1973	1335	51.35
Fama et MacBeth	1973	505	19.42
Merton (<i>Bell Journal of Economics</i>)	1973	745	28.65
Merton (<i>Econometrica</i>)	1973	525	20.19
Jensen et Meckling	1976	2044	88.87
Ross	1976	463	20.13
Myers et Majluf	1984	586	39.07
Myers	1984	178	11.87
Jensen	1986	582	44.77
Fama et French	1992	248	35.43

Afin de situer l'importance de l'analyse d'événement, nous présentons dans la seconde partie du tableau 1-1 des statistiques concernant l'impact de publications financières que nous considérons comme incontournables. L'impact total de la très grande majorité des publications présentées dans le tableau est supérieur à l'impact des articles de FFJR ou de Brown et Warner. Toutefois, les articles de Brown et Warner (1980 et 1985) sont plus récents que l'ensemble des publications retenues. Si l'on retient l'impact annuel moyen, les articles de Brown et Warner obtiennent des scores comparables aux principaux articles financiers, à l'exception de l'article de Jensen et Meckling (1976). La comparaison avec l'impact de l'article de Fama et MacBeth (1973) est particulièrement intéressante. En effet, cet article développe une méthodologie empirique destinée à tester le CAPM. On s'aperçoit que cet article a un impact total proche de ceux de Brown et Warner. En revanche, l'impact annuel moyen du premier est inférieur, ce qui tend à montrer l'importance de l'analyse d'événement en tant que méthodologie. La différence d'impact entre ces deux publications s'explique par l'importance de leur champ d'application respectif. Or, comme nous allons le montrer, l'analyse d'événement a été employée en finance d'entreprise mais aussi dans de nombreux domaines des sciences économiques, alors que la procédure de Fama et MacBeth (1973) a surtout été utilisée en finance de marché pour tester les modèles d'évaluation d'actifs financiers comme le CAPM ou les modèles à plusieurs facteurs.

Enfin, nous analysons l'évolution historique des quatre contributions en analyse d'événement ayant eu le plus fort impact, à savoir Fama, Fischer, Jensen et Roll (1969), Brown et Warner (1980), Brown et Warner (1985) et Ritter (1991). La figure 1-1 présente l'évolution de l'impact, c'est-à-dire du nombre de citations, annuel entre 1987 et 1999. Les impacts des trois premiers articles connaissent une évolution similaire. Ils atteignent un maximum au début des années quatre vingt dix, avant de connaître une forte baisse pour Brown et Warner (1985) en 1993 et 1994. A partir de 1995, l'impact de chacun des articles s'améliore, mais reste fortement variable, entre 20 et 40 citations annuelles pour Brown et Warner (1985). L'évolution de l'impact de l'article de Ritter (1991) est différent : il présente clairement une tendance à la hausse et à partir de 1996, il dépasse ceux de Fama, Fischer, Jensen et Roll (1969) et de Brown et Warner (1980). De telles constatations illustrent l'importance grandissante prise par

l'analyse d'événement long terme puisqu'elle rattrape peu à peu l'analyse d'événement court terme ; de plus, à partir de 1996, elle contribue de manière importante à la croissance globale du nombre de publications en analyse d'événement.

1.2.3 Typologie des contributions

Les contributions en analyse d'événement ne forment pas un bloc homogène. Toutefois, il est possible de distinguer quatre types de publications : les articles d'application avec un apport méthodologique, les simulations, les articles d'application pure, et les revues de la littérature. Les articles d'application, avec ou sans apport méthodologique, sont bien sûr les plus nombreux.

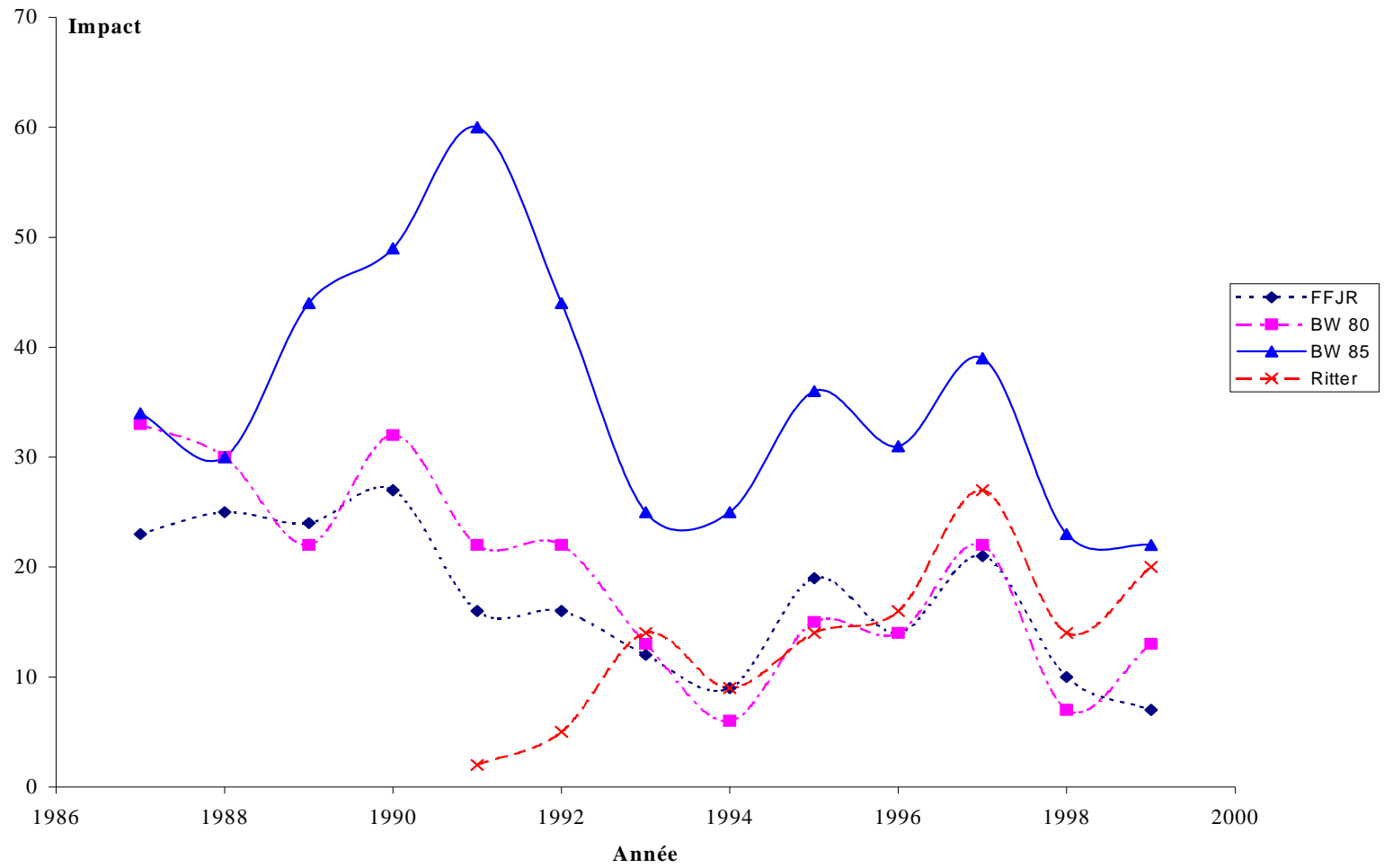
Le but premier des articles d'application avec apport méthodologique est l'étude d'une problématique financière au travers d'un type d'événement. Leur apport méthodologique est suscité par une meilleure prise en compte de la spécificité de l'événement ainsi que par le transfert de savoir-faire d'autres domaines de la finance, en particulier de l'évaluation d'actifs. C'est le cas en son temps de l'article de FFJR, mais plus récemment de De Jong, Kenma et Kloek (1992) ou encore de Eckbo, Masulis et Norli (2000). L'apport méthodologique de ces différentes recherches provient de la remise en cause des méthodes standard. Par exemple, Eckbo, Masulis et Norli (2000) proposent une mesure conditionnelle de la performance long terme, approche qui est susceptible de mieux décrire la dynamique des cours boursiers.

L'apport méthodologique peut être alors validé par des simulations destinées à comparer l'ensemble des modélisations possibles. En règle général, les articles à base de simulations se proposent d'examiner la performance de modélisations ou de tests déjà employés dans des articles d'applications avec apport méthodologique. Le rôle des simulations est très important puisqu'elles fournissent des validations empiriques des différentes modélisations. En effet, elles permettent de connaître le comportement des méthodologies en l'absence et en présence d'événements. Leur intérêt est donc très grand, puisque sans simulation, il est impossible de déterminer si l'absence de réaction à

un événement est réelle ou si elle est liée au manque de puissance⁹ de la méthodologie employée.

⁹ On appelle « *puissance* » la capacité de détection d'un événement. Une méthodologie est d'autant plus puissante qu'elle est capable de détecter un événement.

Figure 1-1 : Impact des quatre principales publications en analyse d'événement.



Les articles sans apport méthodologique se comportent en simple utilisateur d'une méthodologie bien rodée. L'originalité de ces articles réside dans deux caractéristiques : le choix de la méthodologie ainsi que le choix du mode de traitement de l'événement. Le choix de la méthodologie permet de s'adapter aux spécificités de l'étude entreprise. Des problèmes, comme des données manquantes, peuvent fortement influencer la méthode d'estimation de la réaction à l'événement. Le choix du mode de traitement de l'événement correspond, quant à lui, au choix des variables explicatives de l'événement considéré. En effet, une fois la réaction capturée, il est nécessaire de l'expliquer à l'aide de variables dont l'impact est prédit par différentes théories. En fonction des résultats, telle ou telle théorie peut être invalidée. C'est cette flexibilité qui est assurément à l'origine du succès des études d'événement.

Finalement, un grand nombre de revues de la littérature ou, devrions nous dire, des méthodologies, facilite l'accès à ces techniques et permet la diffusion au travers de l'ensemble des sciences économiques. Le foisonnement des revues de la littérature s'explique par l'étendue des techniques proposées mais aussi par l'intérêt montré par les chercheurs.

1.3 Importance en sciences économiques

L'analyse d'événement est l'une des plus importantes méthodologies empiriques utilisées en finance. Cependant, la finance n'est pas l'unique domaine où l'analyse d'événement est appliquée. En effet, une telle méthodologie permet de quantifier l'impact de toute décision susceptible d'affecter la valeur de la firme. Ainsi le management, du moins sa branche stratégique, se révèle un terrain d'application idéal de l'analyse d'événement, car cette technique permet de jauger la qualité d'une décision managériale en mesurant la réaction du marché. Par ailleurs, les études d'événements peuvent être effectuées afin de dégager l'impact d'un événement exogène aux firmes, comme les changements de réglementation. En effet, ces derniers sont capables d'affecter la valeur de la firme. Il est alors possible de quantifier la réaction et ainsi la perception que le marché possède d'un tel changement.

Dans cette partie, nous nous proposons, d'une part, de quantifier l'évolution de l'analyse d'événement au cours du temps et, d'autre part, d'étudier sa diffusion à travers les différents domaines des sciences économiques. Afin d'entreprendre une étude

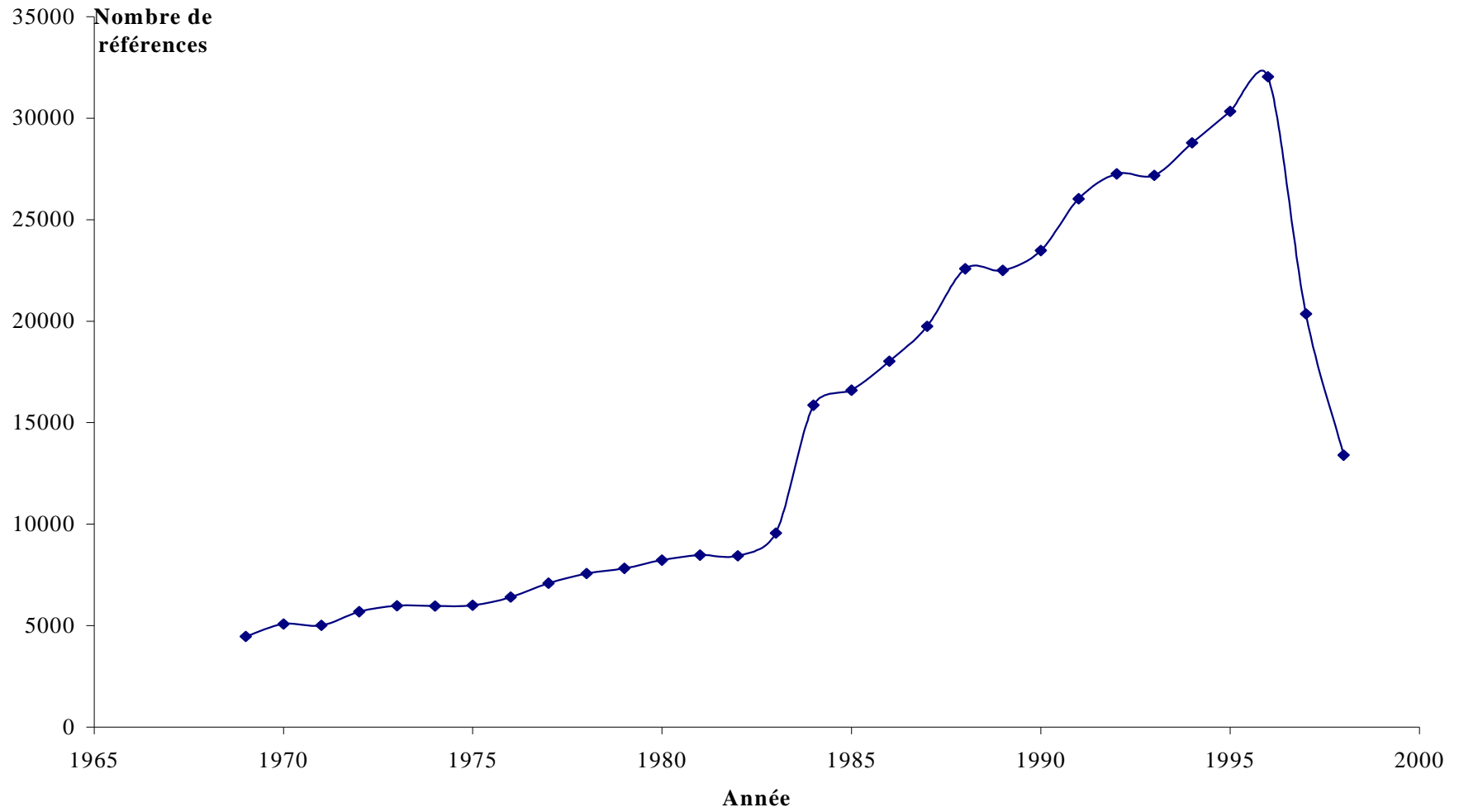
systématique, nous avons constitué une base de données bibliographiques à partir de la banque de données ECONLIT du Journal of Economic Literature (ci-après JEL).

1.3.1 Description du contenu de la base bibliographique ECONLIT

La banque bibliographique ECONLIT couvre une période qui s'étend de 1969 à fin 1998¹⁰. Elle contient un total de 446 579 références. Toutefois, comme le montre la figure 1-2, le nombre de références par année est très variable. On peut notamment distinguer trois périodes. La première (1969-1983) est caractérisée par une hausse régulière du nombre annuel de références. Ce nombre double à peu près en l'espace de quinze ans. La deuxième période (1984-1996) voit une très forte croissance du nombre de références. Les articles référencés en 1996 sont trois fois plus nombreux que ceux recensés en 1983. Enfin, la dernière période (1997-1998) présente une très forte baisse du nombre de références puisque le niveau atteint en 1998 rejoint le niveau de 1983-1984. Cette chute résulte d'une mise à jour assez lente de la banque de données. En effet, les références ne sont pas immédiatement incorporées. En conséquence, l'évolution du nombre de publications recensées au cours de cette dernière période est biaisée car elle est fonction de la rapidité de la mise à jour de la banque de données.

¹⁰ L'interrogation a été effectuée en mars 1999.

Figure 1-2 : Nombre de références présentes dans ECONLIT par année.



Les références recensées par ECONLIT peuvent être segmentées selon le type de publications. En effet, une référence correspond à l'un des cinq types de publications suivants :

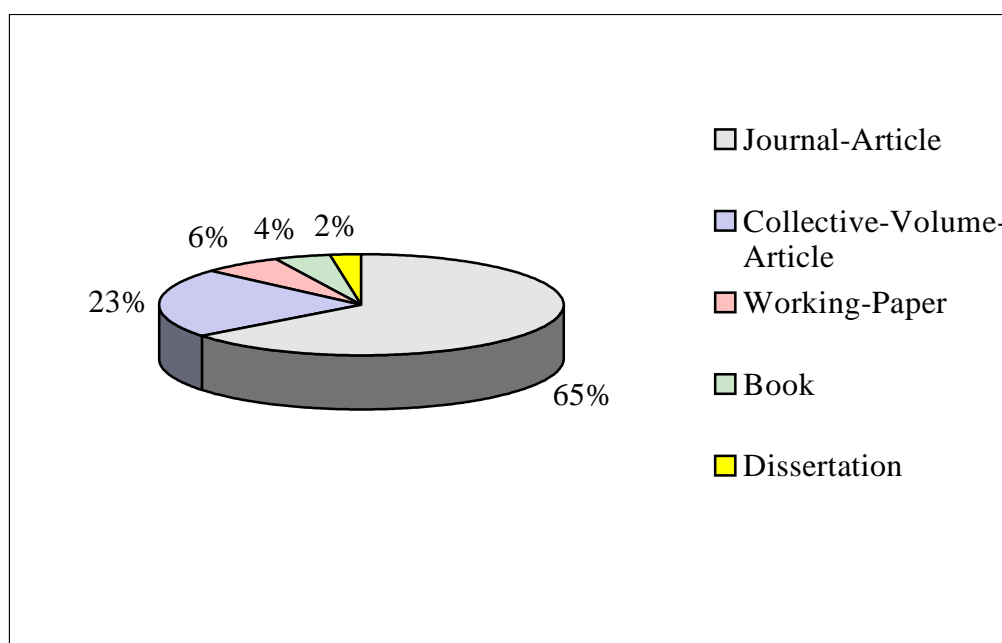
- article publié dans un périodique (Journal-Article)¹¹,
- article publié dans un ouvrage collectif (Collective-Volume-Article),
- livre (Book),
- thèse (Dissertation),
- papier de recherche (Working-Paper).

La figure 1-3 permet une analyse de l'importance respective des différents types de publications parmi l'ensemble des références. On remarque que les articles publiés dans les journaux académiques ou au sein d'ouvrages collectifs sont prépondérants, puisqu'ils représentent 88% des références. La grande majorité des journaux académiques sont référencés : Econlit recense 883 journaux ou revues différents. On trouve donc les journaux financiers, comme le *Journal of Finance* ou le *Journal of Financial Economics*, ayant la plus forte notoriété¹² mais aussi des journaux moins diffusés, comme *Spoudai* ou encore *Liiketaloudellinen Aikakauskirja* (journal finlandais). Une telle profusion de publications explique la lenteur de la mise à jour de la base de données. En effet, il est probable que les publications issues des journaux de moindre importance soient incorporées plus lentement que les autres. Par ailleurs, il est à noter que certains journaux importants en management sont absents de la banque de données du JEL. Citons en particulier: *Strategic Management Journal*, *Academy of Management Journal*, *Administrative Science Quarterly* ou encore *Journal of International Business Studies*. Ce déficit est susceptible d'affecter nos conclusions, quant à l'impact de l'analyse d'événement en ce qui concerne le management stratégique.

¹¹ Le code de dénomination utilisé par ECONLIT est indiqué entre parenthèses.

¹² La notoriété peut être défini sur la base du rang attribué par des études comme celle de Borokhovich, Bricker et Simkins (1999).

Figure 1-3 : Répartition des références suivant le mode de publications.



Chaque référence contient au moins : le titre, le nom des auteurs, le type de publication et la date de publication. Elle comporte éventuellement un résumé. Ce dernier est fréquemment absent avant 1986. Toutefois il n'existe pas de césure temporelle nette. En revanche, les thèses ne sont jamais recensées avec un résumé. Enfin, toute référence postérieure à 1991 comporte un ou plusieurs codes JEL. En effet, le *Journal of Economic Literature* a développé un système qui permet de classer aisément la contribution d'un article dans les différents domaines de l'économie. Le tableau 1-2 expose la signification des codes généraux de la classification. Chaque catégorie se répartit en sous-catégories sur deux niveaux différents. L'énumération de toutes les sous-catégories existantes étant longue et fastidieuse, nous invitons le lecteur à consulter la traduction de l'ensemble des codes à l'adresse Internet suivante: <http://www.econlit.org>.

Tableau 1-2 : Signification des codes JEL.

Catégorie	Titre
A	General Economics and Teaching
B	Methodology and History of Economics Thought
C	Mathematical and Quantitative Methods
D	Microeconomics
E	Macroeconomics and Monetary Economics
F	International Economics
G	Financial Economics
H	Public Economics
I	Health, Education and Welfare
J	Labor and Demographic Economics
K	Law and Economics
L	Industrial Organization
M	Business Administration and Business Economics ; Marketing ; Accounting
N	Economic History
O	Economic Development, Technological Change, and Growth
P	Economic Systems
Q	Agricultural and Natural Resource Economics
R	Urban, Rural, and Regional Economics
Z	Other Special Topics

1.3.2 Critères d'interrogation

L'interrogation de la banque de données¹³ a été effectuée à l'aide des mots clés suivants : event study, abnormal return, abnormal returns, market reaction, market reactions, stock reaction, stock reactions, price reaction, price reactions. Ces mots clés sont censés être caractéristiques de l'analyse d'événement. Les références obtenues à chaque interrogation sont alors compilées de manière à ce qu'un article n'apparaisse

¹³ Le logiciel SPIRS permet l'interrogation de la banque de données bibliographiques ECONLIT à l'aide de mots clés. Les références sont alors sélectionnées lorsqu'elles contiennent ces mots clés à l'intérieur d'un quelconque champ et notamment de leur titre ou de leur résumé. L'accès aux références s'effectue à l'aide d'équations logiques du type ET ou OU.

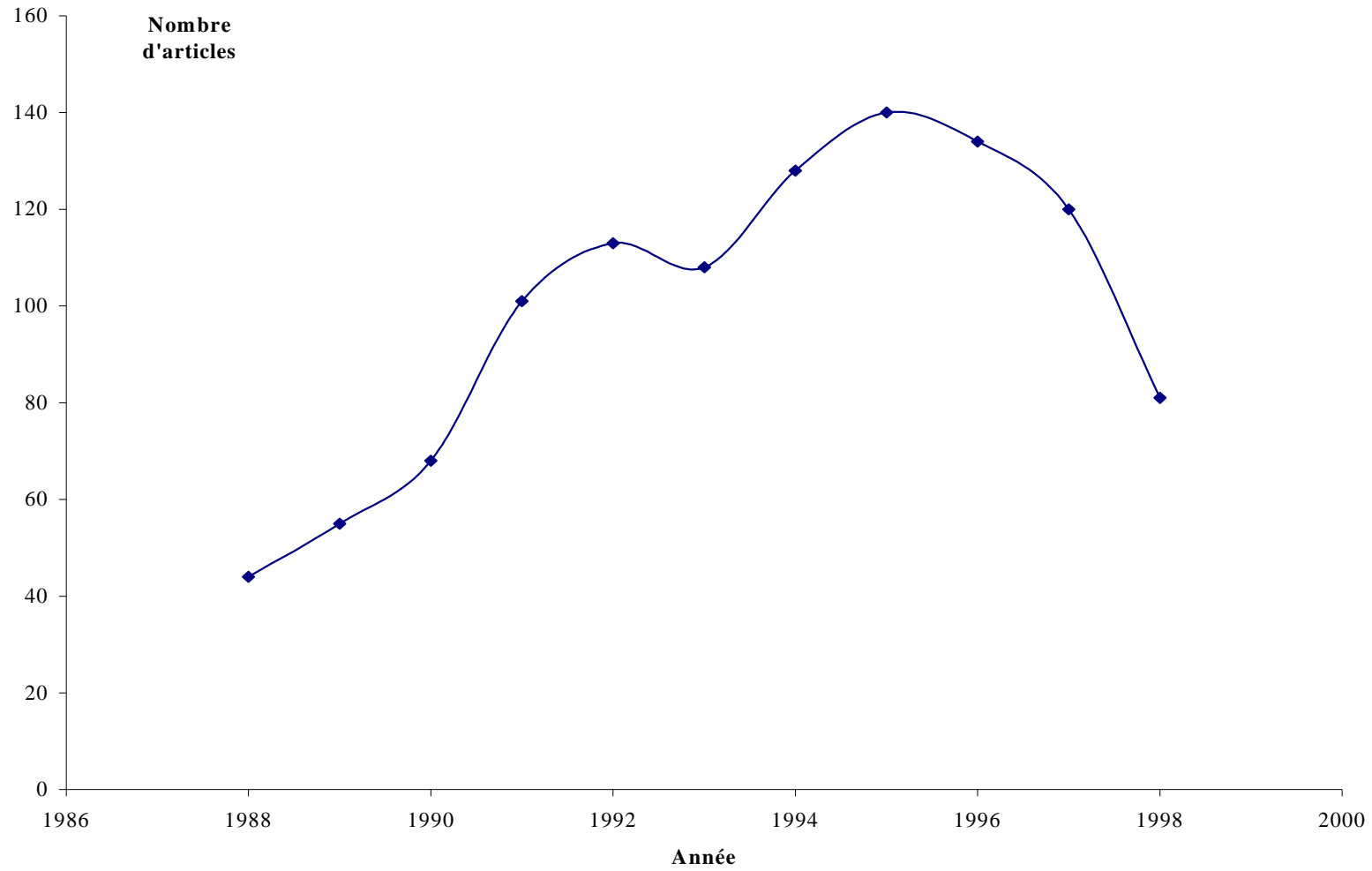
qu'une et une seule fois. Puis, les références sont vérifiées sur la base du titre et du résumé. Seuls les articles dont la contribution a trait à l'analyse d'événement sont conservés.

Enfin, nous avons interrogé la banque de données à l'aide du mot clé « event studies ». Or ce dernier pose problème puisqu'à partir de 1991, il se retrouve dans la dénomination du code G140 : « Information and Market Efficiency ; Event Studies ». Le champ d'étude correspondant à ce code dépasse largement l'analyse d'événement puisqu'il traite de l'efficacité des marchés. En conséquence, nous avons examiné les 2297 références obtenues à partir de ce code afin d'extraire celles liées aux études d'événement.

Une fois la fusion avec la première interrogation effectuée, nous obtenons un total de 1191 références pour la période de 1969 à 1998. La répartition temporelle de ces articles est très inégale : seules 99 références, soit moins de 10% du total, sont antérieures à 1988. Les résumés des articles sont rarement disponibles avant 1988. Ce phénomène a pour conséquence la réduction notable de notre capacité de détection des articles qui font appel à l'analyse d'événement. C'est pourquoi la figure 1-4 représente l'évolution du nombre d'articles « publiés » entre 1988 et 1998. La courbe obtenue présente des caractéristiques similaires à celle de la répartition temporelle du nombre total de références dans la banque de données. Comme précédemment, la diminution du nombre de publications en 1997 et 1998 est attribuée au fait que bon nombre d'articles n'ont pas encore été recensés dans la banque de données en 1997 et 1998.

Nous avons représenté la proportion du nombre de contributions en analyse d'événement par rapport au nombre total d'articles dans la banque de données. La figure 1-5 montre que ce rapport est en augmentation entre 1988 et 1997 : près de 6 articles pour 1000 ont été publiés en 1997 contre 2 pour 1000 en 1988. Toutefois, cette croissance apparente cache une réalité quelque peu différente.

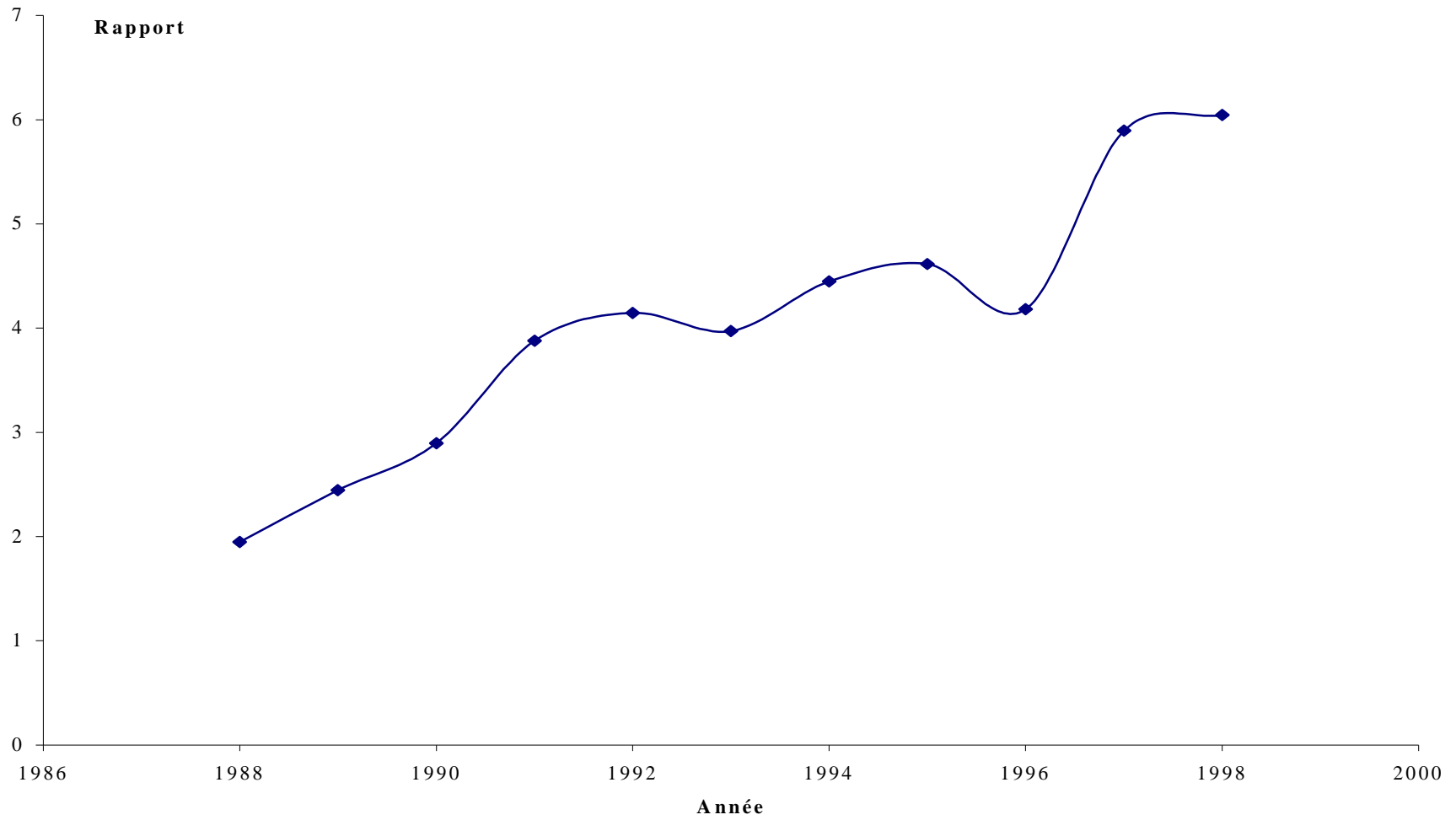
Figure 1-4 : Evolution des contributions en analyse d'événement au cours du temps.



Il est possible de distinguer trois périodes. La première, entre 1988 et 1991, s'explique par l'amélioration de notre capacité de détection : un nombre croissant d'articles possède un résumé. En effet, à partir 1991, tous les articles, à l'exception des thèses comportent un résumé. Ainsi cette première période ne correspond pas nécessairement à une période d'expansion aussi forte de l'analyse d'événement (doublement du rapport). Elle peut provenir de l'amélioration qualitative de la banque de données résultant d'un meilleur renseignement des champs des références. La deuxième, entre 1991 et 1996, est illustrée par une faible augmentation, voire une stagnation, du rapport entre le nombre de références en analyse d'événement et le nombre de références totales. Enfin, la troisième période présente un changement de régime pour 1997 et 1998. On constate, en effet, un fort décrochage entre 1996 et 1997. Cette soudaine augmentation peut s'expliquer par le fait que tous les articles ne sont pas encore référencés et que la distribution des contributions en analyse d'événement n'est pas uniforme. Comme nous le verrons par la suite un grand nombre de références proviennent de journaux de premier plan qui sont parmi les premiers à figurer dans la banque de données. La hausse soudaine en 1997 s'explique donc par le fait que les articles utilisant l'analyse d'événement sont plus rapidement recensés étant donné qu'ils sont publiés dans des journaux importants.

Pour conclure, il semble bien que l'importance de l'analyse d'événement, mesurée par le rapport défini précédemment, soit en faible augmentation. Dans le cycle de vie de cette méthodologie, nous sommes arrivés à la phase de maturité. En effet, depuis sa naissance en 1969, cette méthodologie a connu une phase de croissance qui lui a permis d'être appliquée dans plus d'une centaine d'articles par an. Nous ne pouvons, hélas, pas déterminer avec précision le moment où cette phase de croissance s'est arrêtée. Elle semble cependant stoppée. Doit-on pour autant s'attendre à une phase de décroissance dans les prochaines années? Rien n'est moins sûr : l'imagination des chercheurs ainsi que des apports méthodologiques peuvent encore fortement relancer le « produit » comme cela a été le cas avec l'analyse long terme.

Figure 1-5 : Evolution du rapport contributions en analyse d'événement sur nombre total par année (exprimé en ‰).



1.3.3 Répartition des thèmes traités

Il est instructif de s'intéresser aux différents thèmes traités à l'aide de cette méthodologie. Reste-t-elle confinée en finance d'entreprise ou bien a-t-elle diffusée à l'intérieur des différents domaines des sciences économiques ? Pour répondre à cette question, nous allons utiliser deux outils. En effet, pour chaque article, nous disposons des références du journal dans lequel il a été publié ainsi que des codes fournis après 1991 par la classification JEL.

Répartition par journaux

La répartition des articles par journaux est analysée sur une période allant de 1988 à 1998. Nous avons pu recenser 133 journaux différents pour un total de 940 articles publiés. Comme le montre la figure 1-6, la répartition des articles par journaux n'est pas uniforme : l'immense majorité des journaux n'a publié qu'un seul voire deux articles¹⁴. L'analyse d'événement est donc appliquée dans un grand nombre de domaines. On trouve des publications dans les périodiques financiers comme le *Journal of Finance* ou le *Journal of Financial Economics* mais aussi en économie régionale dans *Annals of Regional Science*, ou encore en économie industrielle comme le *Journal of Industrial Economics*.

Etant donné le nombre très important de journaux, nous nous concentrons sur les périodiques présentant un grand nombre de publications utilisant l'analyse d'événement. Le tableau 1-3 résume le classement des différents journaux : il recense notamment le nombre de publications en analyse d'événement, le nombre total de publications entre 1988 et 1998, ainsi que le rapport entre ces deux valeurs. Ce dernier calcul nous permet de mieux apprécier l'impact de l'analyse d'événement en économie et en finance. Seuls les journaux ayant donné lieu à plus de 15 publications sont référencés.

¹⁴ 55 journaux n'ont publié qu'un seul article en analyse d'événement et 27 n'en ont publié que deux.

Figure 1-6 : Représentation du nombre de journaux en fonction du nombre d'articles en analyse d'événement publiés entre 1988 et 1998.

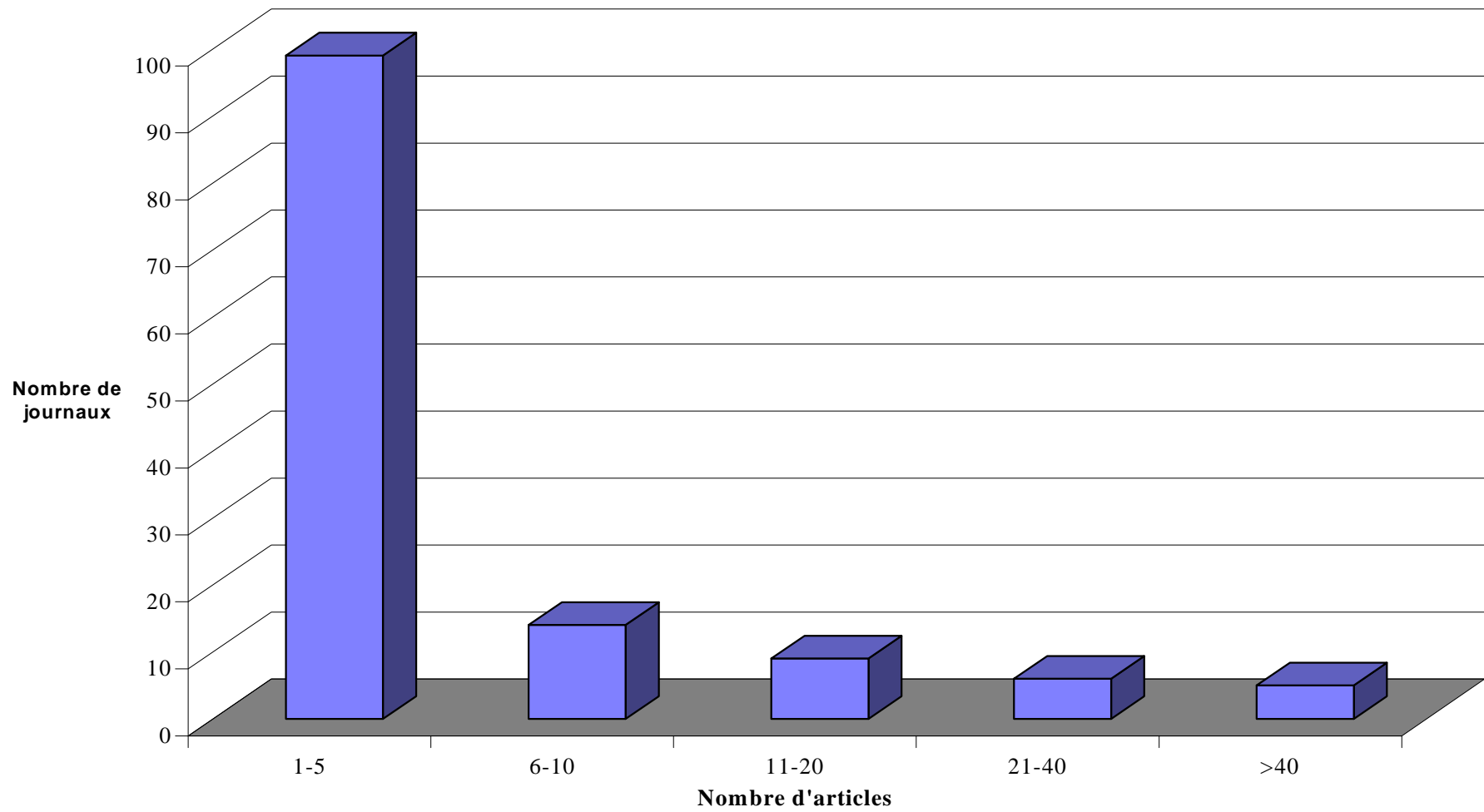


Tableau 1-3 : Classement des périodiques suivant le nombre de leurs publications en analyse d'événement.

Journaux	Publications en analyse d'événement	Nombre total de publications	Rapport (%)
Journal of Finance	85	881	9.65
Journal of Financial Economics	78	443	17.61
Financial Review	68	397	17.13
Journal of Banking and Finance	68	754	9.02
Journal of Financial Research	64	342	18.71
Journal of Financial and Quantitative Analysis	37	356	10.39
Quarterly Journal of Business and Economics	36	259	13.90
Journal of Accounting and Economics	31	228	13.60
Journal of Economics and Finance	31	200	15.50
Managerial and Decision Economics	21	497	4.23
Review of Financial Studies	21	286	7.34
Journal of Business	19	245	7.76
Review of Quantitative Finance and Accounting	17	120	14.17
Accounting Review	17	423	4.02
Journal of Multinational Financial Management	15	154	9.74

Le tableau 1-3 montre clairement une domination des périodiques académiques à caractère financier puisque le *Journal of Finance* et le *Journal of Financial Economics* ont publié respectivement 85 et 78 articles en analyse d'événement au cours de la période 1988-1998. Rapporté au nombre total de publications des différents journaux, l'analyse d'événement atteint des sommets records, puisque 11 des 15 journaux cités dans le tableau 1-3 lui consacrent au moins 9% de leurs publications.

Il peut paraître étonnant de ne pas trouver le *Journal of Corporate Finance* dans le classement des 15 « meilleurs » journaux. Nous n'avons détecté que 7 références d'analyse d'événement pour ce journal ; toutefois, ce périodique est relativement récent

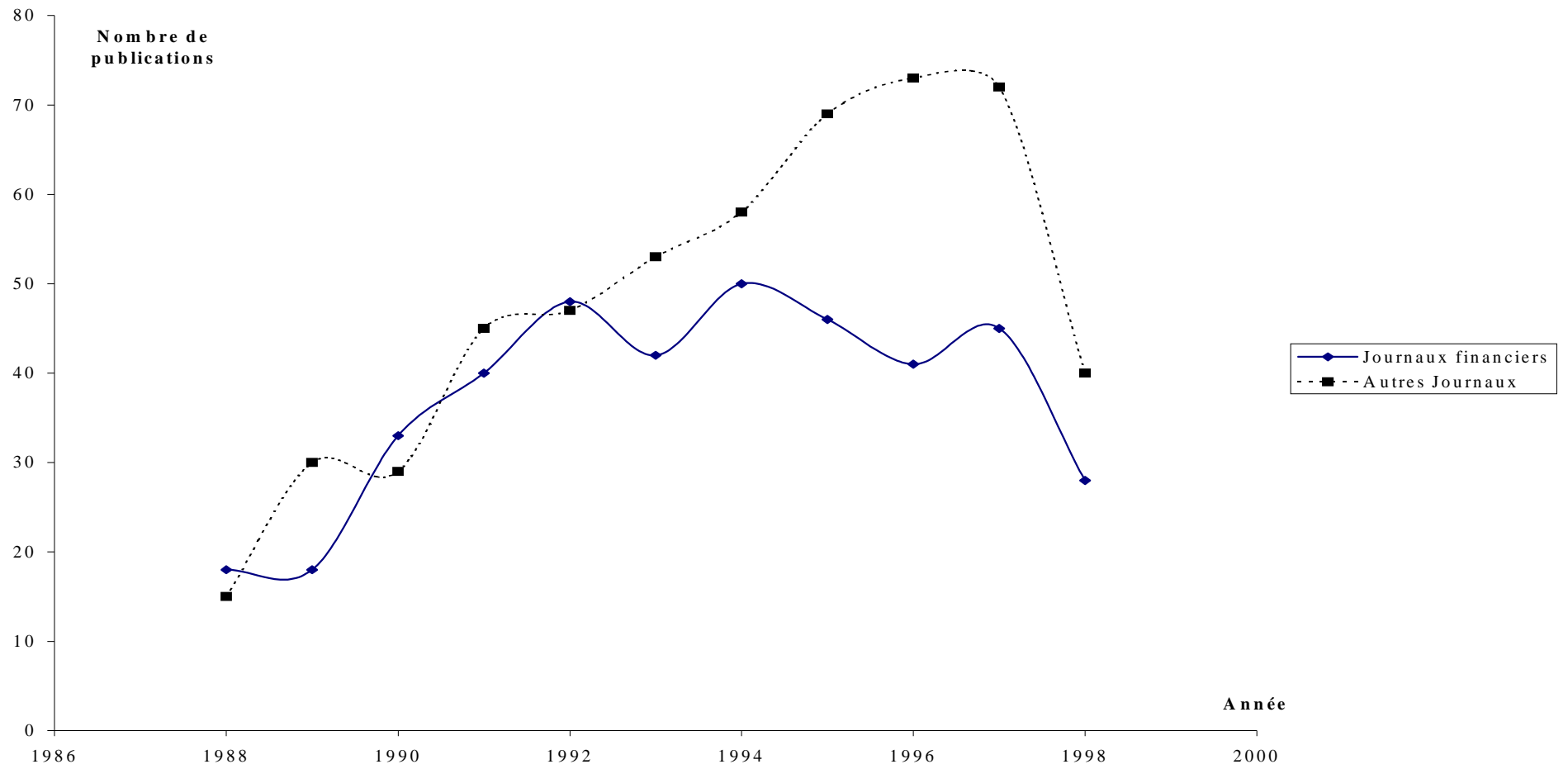
(1994). Ceci explique donc qu'il n'est pas encore référencé parmi les journaux ayant le plus publiés d'articles en études d'événement¹⁵.

Si les périodiques financiers à caractère généraliste semblent dominer le classement du tableau 1-3, on note aussi la présence de journaux orientés vers la comptabilité, comme le *Journal of Accounting and Economics* ou *Accounting Review*. Le management est, quant à lui, représenté avec *Managerial and Decision Economics* ainsi que le *Journal of Multinational Financial Management*. L'analyse d'événement n'est donc pas cantonnée à la finance d'entreprise mais a diffusé de façon importante dans les domaines proches comme la comptabilité ou encore le management, c'est-à-dire les problématiques liées à la prise de décision des dirigeants, ainsi qu'à la diffusion d'informations concernant la firme.

Reste la question de l'évolution temporelle du nombre de publications dans les différents journaux. Nous choisissons de regrouper les principaux journaux financiers. Nous reprenons les résultats de l'étude de Borokhovich, Bricker et Simkins (1999) relative au classement des journaux académiques ayant un contenu financier. Borokhovich, Bricker et Simkins (1999) présentent les quatorze journaux suivants comme les leaders dans le domaine financier : *Journal of Financial Economics*, *Journal of Finance*, *Journal of Business*, *Review of Financial Studies*, *Financial Management*, *Journal of Money, Credit and Banking*, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, *Journal of International Money and Finance*, *Journal of Risk and Insurance*, *Journal of Banking and Finance*, *Journal of Portfolio Management*, *Journal of Futures Markets*, *Journal of Financial Services Research*, *Journal of Financial Research*. Toutes les contributions, qui ne sont pas publiées dans les périodiques de la liste précédente, sont regroupées au sein d'un seul et même ensemble. Ce dernier contient donc, non seulement les journaux académiques touchant à l'économie, la comptabilité ou encore le management, mais aussi quelques journaux académiques financiers de moindre importance.

¹⁵ Le *Journal of Corporate Finance* est toutefois bien classé sur la base du rapport puisque 11,86% des articles publiés utilisent de l'analyse d'événement.

Figure 1-7 : Evolution des publications en analyse d'événement dans les principaux journaux financiers et dans les autres journaux économiques



Entre 1988 et 1998, les quatorze principaux journaux financiers ont publié 409 articles qui utilisent des études d'événements. Ce nombre est très élevé puisqu'il représente plus de 40% des articles recensés dans notre base. Par ailleurs, ceci montre la place de tout premier rang que possède l'analyse d'événement puisque cette dernière est employée dans les meilleures recherches scientifiques en finance. La figure 1-7 montre l'évolution des deux catégories dans le paragraphe précédent entre 1988 et 1998. Les deux courbes présentent des comportements légèrement différents. En effet, après une croissance entre 1988 et 1991 (qui est à attribuer à la constitution de notre base), le nombre de publications dans les principaux journaux financiers se stabilise et varie entre 40 et 50 articles publiés par année. L'évolution du nombre de publications dans les autres périodiques académiques est différente puisque la croissance observée entre 1988 et 1991 se poursuit jusqu'en 1997. Ainsi, l'analyse d'événement semble connaître une diffusion dans les autres domaines des sciences économiques ainsi qu'une utilisation plus importante dans les revues financières de moindre importance. Les études d'événement deviennent donc un standard qui n'est plus seulement employé dans les périodiques de premier plan. Enfin, les courbes présentent une forte décroissance en 1998, confirmant l'hypothèse selon laquelle ECONLIT met à jour lentement sa base de données. De plus, on remarque que cette baisse est particulièrement prononcée pour les journaux de la seconde catégorie.

Répartition par code JEL

L'analyse de la répartition par périodique nous a permis de mieux appréhender les domaines privilégiés de publications en analyse d'événement. Le système de codification du JEL nous autorise à affiner notre analyse. Ainsi, à partir de 1991, chaque article est référencé à l'aide d'un ou plusieurs codes JEL. Pour chaque code, nous ne tenons compte que du premier caractère qui est une lettre et dont la signification est donnée dans le tableau 1-2. Toutefois, étant donné l'importance des contributions en finance, nous avons été amenés à segmenter le code G en trois entités distinctes : G1 « General Financial Markets », G2 « Financial Institution and Services », G3 « Corporate Finance and Governance ».

Entre 1991 et 1998, notre base comprend 925 articles qui sont tous référencés à l'aide d'un ou plusieurs code JEL. Ainsi notre base est constituée de 1840 codes, soit en moyenne près de 2 codes par articles, regroupés dans les différentes catégories définies

ci-dessus. Seuls les codes A et B, c'est-à-dire l'enseignement de l'économie ainsi que l'histoire de la pensée économique, ne sont pas représentés. Comme nous le verrons en poursuivant notre analyse au niveau des événements, les autres codes peu cités comme le code P « Economic systems » résultent d'applications originales de l'analyse d'événement. Un article publié dans le *Pacific Basin Finance Journal* en 1998 étudie, par exemple, l'impact de la transition du régime socialiste vers l'économie de marché pour les sociétés chinoises qui s'introduisent en bourse.

La répartition des codes JEL est donnée par la figure 1-8. Seuls les codes correspondant à plus de 7% du total sont représentés. Les autres sont regroupés sous la rubrique *Reste*. Seuls les codes financiers dépassent la barre fixée. Il est à noter que la finance représente près de 80% des codes recensés. Toutefois, la forte présence (plus de 50%) du code de finance de marché biaise nos résultats. En effet, notre analyse s'intéresse essentiellement aux applications des études d'événement. Que le code G1 soit prédominant n'est pas surprenant étant donné qu'il incorpore les notions d'efficience des marchés et que l'analyse d'événement est une méthode quantitative destinée à mesurer l'impact d'un événement sur le prix d'un titre coté en bourse.

Nous supprimons donc les références au code G1 à l'intérieur de notre base, soit 934 références. La figure 1-9 représente la répartition des codes JEL en l'absence du code G1. Evidemment, les codes qui concernent la finance d'entreprise G3 ou la banque et les institutions financières G2 restent prépondérants, mais on voit poindre de nouveaux domaines de l'économie, comme l'organisation industrielle ou la comptabilité principalement par l'intermédiaire du code M. Ainsi, 41% des contributions se trouvent en dehors de la finance, même si les domaines pris individuellement ne représentent qu'une très faible partie du total.

Figure 1-8 : Répartition des codes JEL.

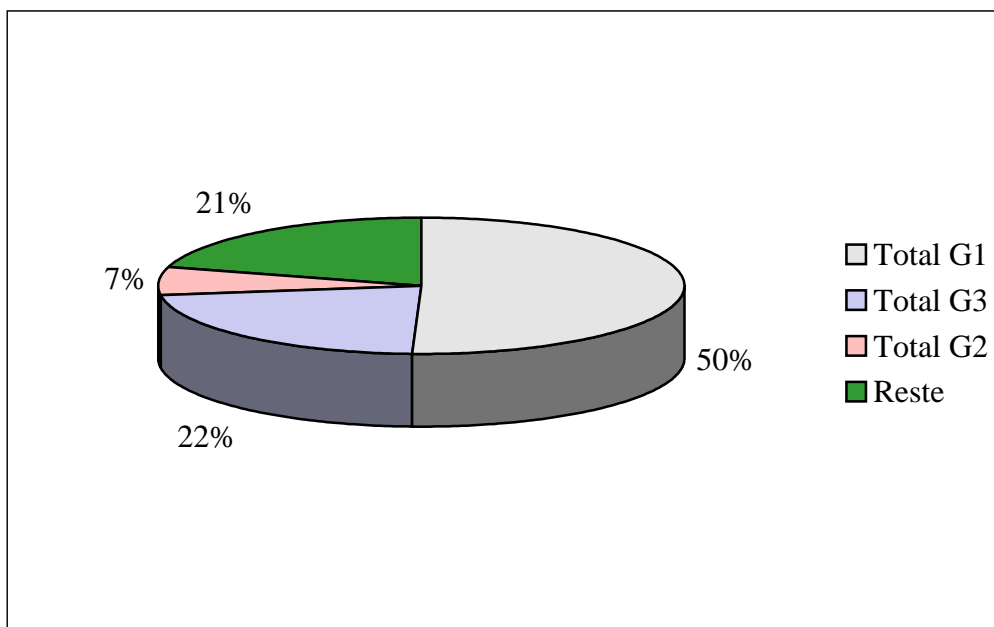
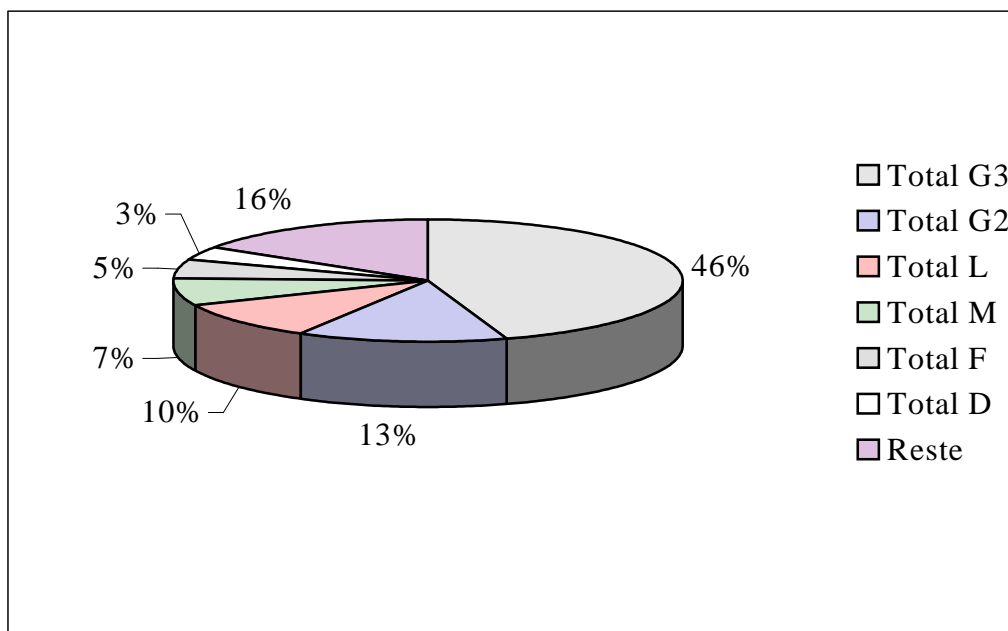


Figure 1-9 : Répartition des codes JEL en l'absence du code G1.



Les événements

Les résultats précédents montrent que l'analyse d'événement n'est pas cantonnée à la finance d'entreprise. Afin de compléter le tableau, nous tentons d'introduire une typologie permettant de classer les événements. Plusieurs éléments permettent de caractériser un événement. L'événement affecte-t-il une firme ou un groupe au même instant ? La source d'information est-elle interne ou externe à la firme ? L'événement est-il récurrent ? L'événement a-t-il un impact positif ou négatif sur la valeur de la firme ? Ces questions permettent de mieux caractériser les types d'événements, mais elles n'ont pas nécessairement de rapport avec la problématique de recherche des différentes études. C'est pourquoi, nous avons choisi de définir notre typologie en rapport avec l'origine de l'événement. Nous introduisons ainsi les catégories suivantes :

- les événements issus d'une décision des dirigeants de la firme,
- les apports d'informations externes à la firme,
- les changements de réglementations induits par le législateur,
- les événements surprise.

Le premier type est principalement étudié dans la section 1.4 puisqu'il regroupe des événements comme les augmentations de capital, les rachats d'actions, les fusions et les acquisitions qui sont des thèmes centraux en finance d'entreprise. Majoritairement, ces événements constituent des signaux émis par les dirigeants quant au futur de la firme. Ils résultent aussi de décisions stratégiques majeures. Notons que les contributions de l'analyse d'événement en management sont à ranger dans cette catégorie. A titre d'exemple, Posnikoff (1997) étudie l'impact de l'annonce de firmes américaines de leur retrait d'Afrique du Sud dans les années 80, période où l'apartheid était le régime politique de ce pays.

Le deuxième type recouvre les annonces effectuées à titre informationnel sur la firme. Ce sont, en particulier, les annonces de bénéfices qui ont été notamment traitées par Healy et Palepu (1988), Chari, Jagannathan et Ofer (1988) ou encore Fried et Givoly (1982). Les annonces de bénéfices sont certes effectuées par les dirigeants de la firme, mais résultent d'une contrainte légale. Etant donné l'absence de libre choix des dirigeants, nous les rangeons dans cette catégorie. En règle générale, ce type

d'événement est à mi-chemin entre la finance et la comptabilité. D'autres études se sont concentrées sur la contribution des analystes financiers en termes d'apport d'informations au marché. Ainsi, Albert et Smaby (1996) relient l'impact des recommandations de la colonne « Dartboard » du *Wall Street Journal* à une pression sur les prix. Enfin, Chauvin et Guthrie (1994) examinent l'impact des pratiques du département des ressources humaines de firmes américaines sur la valeur de celles-ci à l'aide de classements publiés dans le magazine *Working Mother*.

Le troisième type couvre une étendue plus importante que les deux premiers, même si le nombre de publications s'y rattachant est moindre. En fait, il constitue l'une des raisons fondamentales de la diffusion de l'analyse d'événement aux autres domaines de l'économie. En effet, il s'agit d'analyser un phénomène au centre d'une problématique à travers le prisme de son impact sur la valeur d'un sous-ensemble de firmes. La maximisation de la richesse de l'actionnaire n'est plus au centre des préoccupations du chercheur : elle constitue un moyen de déterminer la perception de l'événement par les marchés financiers. Or, en supposant que l'investisseur a un comportement rationnel et qu'il incorpore l'information de manière exacte, il est possible d'utiliser les marchés financiers comme un instrument afin de déterminer les réactions des agents économiques au moment de l'événement.

Les études concernant les changements de réglementations ont incité les chercheurs à employer des techniques multivariées, puisque, comme nous le verrons par la suite, un changement de réglementation affecte un ensemble de firmes à un même instant. Binder (1998) note que les études d'événements en comptabilité sont fréquemment effectuées autour du changement de règles comptables. Ce n'est pas le seul exemple : Topping, Carroll et Lindley (1997) étudient la modification de la législation en matière de santé publique sur des compagnies hospitalières cotées. Edelman et Baker (1996) étudient, quant à eux, l'impact de la déréglementation des transports aériens sur les compagnies aéronautiques entre 1978 et 1985. Ellison et Mullin (1995) analysent l'impact de la réforme des tarifs du sucre votée en 1912 par le congrès américain. Le but de cette étude est de déterminer le poids du *lobbying* en matière de politique. Les applications sont donc multiples et ne sont limitées que par la créativité du chercheur ainsi que par l'ensemble des lois en vigueur.

Les événements à caractères inattendus sont les événements qui ne sont pas ou peu anticipables par les marchés financiers. Ce sont des événements, qui constituent des surprises comme le décès des dirigeants, étudié par Etebari, Horrigan et Landwehr (1987), ou les conséquences des ouragans dans le sud des Etats-Unis examinées par Lamb (1998). Bradford et Robison (1998) analysent l'impact de l'invasion irakienne du Koweït sur l'industrie américaine des transports. Le nombre d'études reste relativement limité.

1.4 Importance en Finance

Si l'analyse d'événement est répandue dans un grand nombre de domaines des sciences économiques, la finance reste son domaine privilégié. La contribution des études d'événement s'exprime autour de deux champs distincts. Le premier, la finance d'entreprise, utilise cette technique afin de déterminer l'impact d'un événement issu, le plus souvent, d'une décision managériale à caractère financier. Le second est fortement lié à la notion d'efficacité des marchés. Il connaît actuellement un développement sans précédent sous l'impulsion des problèmes soulevés par l'utilisation des techniques d'analyse d'événement sur le long terme. Cette partie étudie, en premier lieu, les principaux thèmes abordés en finance d'entreprise à l'aide de l'analyse d'événement, puis s'intéresse à l'évolution de l'analyse d'événement au sein du paradigme de l'efficacité.

1.4.1 Finance d'entreprise et analyse d'événement

Mesurer l'impact d'une décision sur le prix du titre permet de juger la perception de l'événement par le marché et, en particulier, les actionnaires de l'entreprise. Ainsi, sous l'hypothèse de rationalité de ces derniers, un impact positif, autrement dit une augmentation du prix, sanctionne une bonne décision, alors qu'au contraire un impact négatif permet de déceler une certaine désapprobation. Par ailleurs, elle fournit une mesure de l'accroissement (ou de la baisse) de valeur d'une firme lors d'un événement. Ce dernier peut être alors expliqué par différentes variables financières fonctions de l'étude entreprise. L'apport de l'analyse d'événement à la finance d'entreprise est considérable puisqu'elle permet non seulement de jauger la perception que le marché a d'un événement, mais aussi de tester les théories. Dans ce dernier cas, on cherche à déterminer si le comportement du prix du titre est conforme à la prédiction fournie par

la théorie testée. Si une théorie ne parvient pas à décrire correctement le comportement du prix, alors elle est rejetée ou du moins fortement ébranlée¹⁶.

Ainsi l'apport de l'analyse d'événement à la finance d'entreprise est crucial. Il convient d'examiner les thèmes les plus fréquemment abordés. Afin de cerner au mieux les liens entre l'analyse d'événement et la finance d'entreprise, nous procédons à l'étude du nombre de références regroupées sous le label du code JEL G3 « Corporate Finance and Governance » et obtenues lors l'interrogation de la banque de données ECONLIT. Les subdivisions à l'intérieur du code G3, au nombre de huit, sont résumé dans le tableau 1-4.

Tableau 1-4 : Ventilation des références à l'intérieur du code G3.

Code	Dénomination	Nombre de références
G300	General	3
G310	Capital Budgeting ; Investment Policy	12
G320	Financing Policy ; Capital and Ownership Structure	139
G330	Bankruptcy ; Liquidation	17
G340	Mergers ; Acquisitions ; Restructuring ; Corporate Governance	159
G350	Payout Policy	75
G380	Government Policy and Regulation	5
G390	Other	2

Les thèmes principaux qui se dégagent du tableau 1-4 sont récurrents en finance d'entreprise. Ils sont particulièrement liés à la problématique de la structure du capital. Les codes G320 (financement de l'entreprise) et G340 (fusions, acquisitions et autres restructurations) qui réalisent les meilleurs scores en sont la preuve. Un troisième thème ressort de notre analyse. Il s'agit des politiques de distribution regroupés sous le code G350. La faible représentation des codes G310, et G330 s'explique par la difficulté à collecter de l'information concernant les événements et en particulier leur date. Comment analyser une faillite ou une liquidation ? La seule possibilité consiste à

¹⁶ De plus, une accumulation de preuves contre une théorie peut provoquer un changement de paradigme.

examiner l'impact d'un tel événement sur les firmes qui sont exposées en tant que créancières. Ainsi les résultats obtenus ne sont pas surprenants.

La figure 1-10 décrit l'évolution temporelle des références normées des codes G320, G340 et G350. Entre 1991 et 1995, les codes concernant les fusions-acquisitions (G340) ainsi que la structure du capital (G320) fluctuent faiblement. Seul le code en rapport avec les politiques de distribution (G350) est fortement en hausse jusqu'en 1994. En revanche, les évolutions des trois codes sont très similaires entre 1995 et 1998. Ils connaissent une forte hausse entre 1995 et 1997, ce qui correspond vraisemblablement à la parution de nombreux articles utilisant les techniques d'analyses d'événement long terme. La hausse est particulièrement importante pour les problématiques de structure du capital. Historiquement les premières études utilisant les performances long terme se sont intéressées aux introductions en bourse ainsi qu'aux émissions d'actions nouvelles.

Figure 1-10 : Evolution des principaux codes JEL en finance d'entreprise.

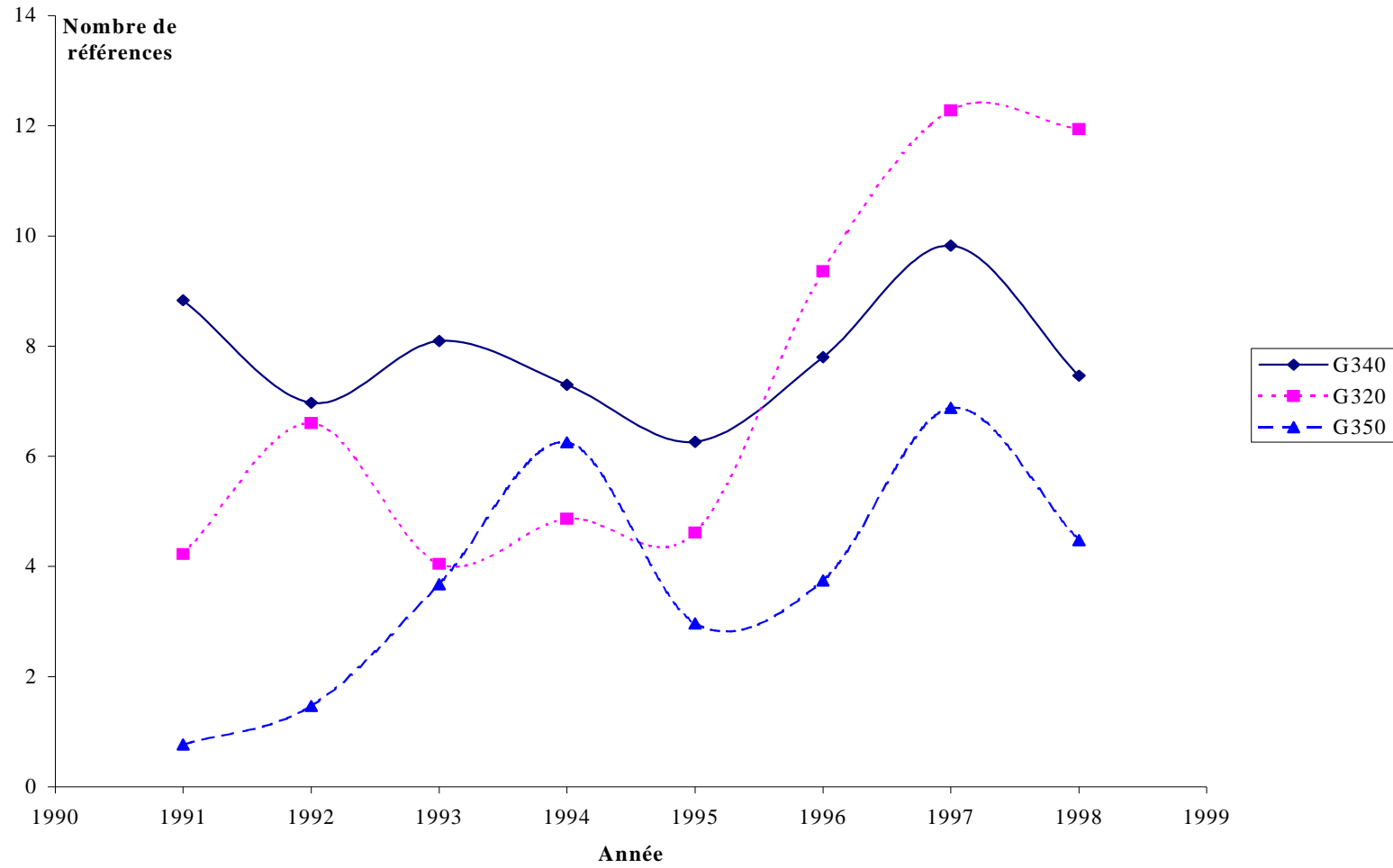
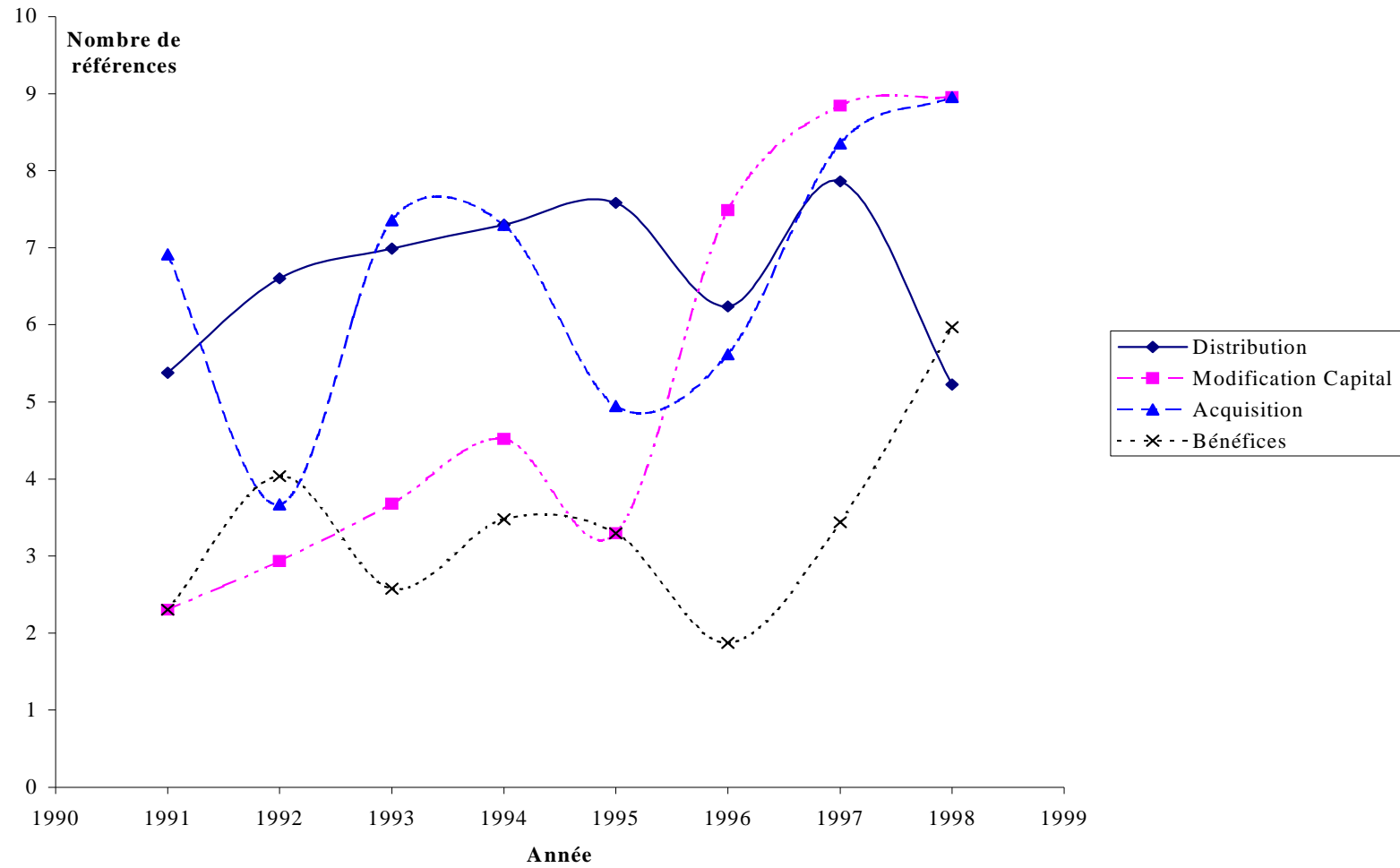


Figure 1-11 : Evolution des publications en analyse d'événement concernant les principaux groupes formés



Afin de confirmer les phénomènes détectés à l'aide des codes de la classification JEL, nous déterminons les occurrences de différents événements dans notre base entre 1991 et 1998. Nous retenons les événements les plus fréquemment étudiés en finance d'entreprise, à savoir ceux qui touchent la politique des dividendes, les rachats d'actions, les augmentations de capital, les introductions en bourse, les fusions-acquisitions, les annonces de bénéfices et les divisions d'actions. La figure 1-11 représente l'évolution du nombre d'analyses d'événement consacrées à chacun de ces thèmes¹⁷. Pour des raisons de lisibilité du graphique, nous avons été amené à regrouper certaines catégories. Ainsi, la politique des dividendes et les rachats d'actions forment l'ensemble distribution. Le groupe modification de capital comprend les augmentations de capital ainsi que les introductions en bourse. Enfin, la catégorie division d'actions est omise sur le graphique. En effet, elle est de faible importance, mais présente toutefois une croissance à partir de 1994.

L'évolution comparée des quatre courbes de la figure 1-11 montre une brusque croissance du nombre de publications entre 1995 et 1998. Les études concernant les distributions semblent être les seules exceptions. Cette brusque croissance s'explique de nouveau par la production de recherches qui visent à déterminer l'impact d'un événement sur le long terme. Les événements récurrents, comme les dividendes, sont plus difficiles à étudier sur le long terme. En effet, afin d'effectuer une telle étude, il est nécessaire que l'événement ne se reproduise pas pendant un laps de temps variant entre trois et cinq ans après le premier événement. Or, les dividendes sont versés trimestriellement aux Etats-Unis et annuellement en Europe. Cependant, il existe des études long terme, en particulier celle de Michaely, Thaler et Womack (1995), mais ces dernières s'intéressent alors à des changements dans la politique du versement des dividendes comme, notamment, les omissions de dividendes.

L'évolution la plus marquée touche les publications qui concernent les modifications du capital. Un nombre très important de publications a fait suite à l'article de Ritter (1991). Sa publication constitue un événement marquant pour le milieu académique, puisqu'il montre que suite à l'introductions en bourse, les titres sont pénalisés sur le long terme. C'est bien la question qui préoccupe tous les chercheurs en finance. En effet, si les introductions en bourse sont pénalisées et pénalisantes pour les investisseurs, leur utilité

¹⁷ Le nombre de références est normé par le nombre total de références annuel. Ce rapport est multiplié par 10000.

même se trouve mise en question. Le marché des titres boursiers est lui-même en danger puisque sans nouvelle introduction sa mort à terme est programmée. C'est pourquoi de nombreuses publications se sont assigné le but de comprendre et d'expliquer ce phénomène. Le sujet étant d'importance, on conçoit aisément que de nombreux chercheurs aient été attirés par ce problème complexe qui de prime abord met en cause le paradigme de l'efficacité des marchés ainsi que les modèles d'évaluation d'actifs.

Par un phénomène d'entraînement bien compréhensible, l'article de Ritter va générer un intérêt pour l'analyse de toutes les décisions financières sur le long terme. Si, dans un premier temps, ces analyses se sont multipliées afin de documenter les résultats dans le cas d'événements comme les augmentations de capital, les divisions d'actions, les dividendes ou les rachats d'actions, les objectifs actuels ont quelque peu changé, puisque nombre d'études cherchent à exhiber l'absence de réaction sur le long terme à l'aide de nouveaux apports méthodologiques¹⁸ ou dans des contextes institutionnels différents¹⁹.

1.4.2 L'évolution au sein de l'efficacité des marchés

Comme nous l'avons déjà remarqué dans la partie 1.1.2., l'analyse d'événement est affiliée à l'efficacité des marchés dont elle constitue une méthode pour tester la forme semi-forte. Afin de constater l'évolution des contributions en analyse d'événement par rapport au paradigme de l'efficacité des marchés, nous sélectionnons l'ensemble des articles qui font référence au code G140 de la classification JEL intitulé « Information and Market Efficiency; Event Studies ». Comme nous l'avons remarqué précédemment, il est incorrect d'analyser la série brute du nombre de publications appartenant à cette catégorie. C'est pourquoi, à l'aide de la base de données ECONLIT, nous recensons les articles publiés qui comportent le code G140 dans leur classification. Nous obtenons ainsi l'ensemble des articles publiés en économie après 1991 en liaison avec le paradigme de l'efficacité des marchés. Le rapport entre les deux séries est alors calculé. Il correspond à l'importance du thème de l'analyse d'événement au sein de la problématique de l'efficacité des marchés. La figure 1-12 représente l'évolution de ce rapport au cours du temps. D'un niveau proche de 20% en 1991, le rapport double et se

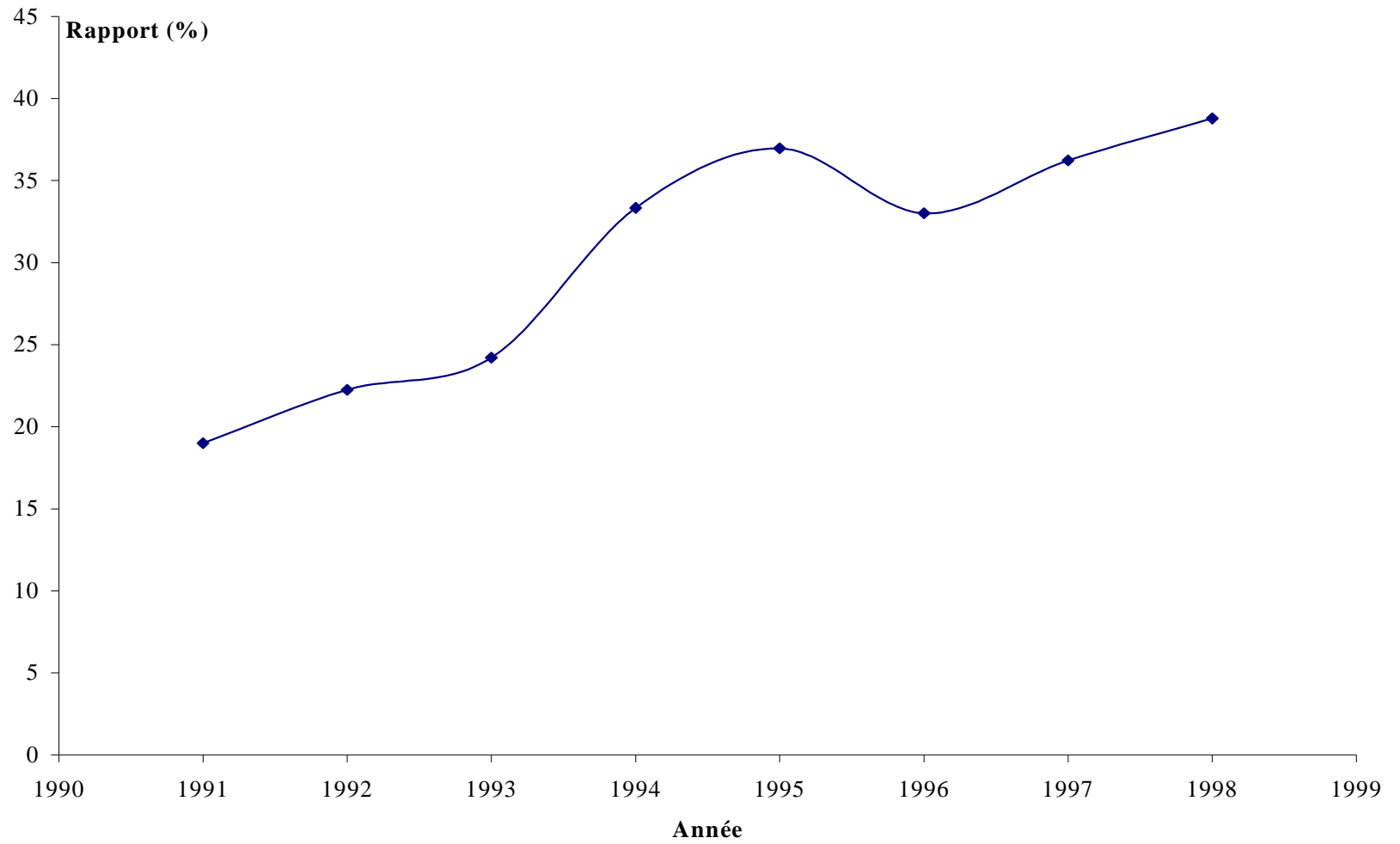
¹⁸ Voir Eckbo, Masulis et Norli (2000) qui emploient des mesures de performance conditionnelles

¹⁹ Voir Dubois et Jeanneret (1999) qui s'intéressent au contexte Suisse.

retrouve à presque 40% en 1998. Une telle augmentation semble contredire les conclusions précédentes où nous avons avancé que l'analyse d'événement était parvenue à maturité.

Dans un premier temps, les études d'événement se sont concentrées sur l'impact court terme d'un événement sur la valeur de la firme. Les études ont été effectuées, dans un premier temps, à l'aide de données mensuelles puis les performances des ordinateurs s'améliorant, il a été possible d'utiliser des données quotidiennes. Le nombre d'événements à étudier étant relativement restreint malgré les raffinements méthodologiques apportés au cours du temps à l'analyse d'événement, le nombre de publications concernant l'impact sur le court terme a fini par stagner voire diminuer. Cependant, ces propos sont à nuancer en raison de la diffusion de l'analyse d'événement à d'autres domaines des sciences économiques, ce qui a permis de soutenir, en partie, la croissance du nombre de publications.

Figure 1-12: Evolution de l'analyse d'événements au sein du paradigme de l'efficience des marchés.



A partir de 1991, des études sur le long terme plongent l'analyse d'événement au sein du grand débat sur l'efficacité des marchés. En réaction aux conclusions de Ritter (1991), deux approches s'opposent. La première suppose que les investisseurs sont rationnels ce qui implique que les mesures effectuées par Ritter (1991) sont erronées. Il convient donc d'examiner précisément les techniques d'analyse d'événement sur le long terme. Les premières simulations, effectuées par Barber et Lyon (1997) ainsi que par Kothari et Warner (1997), montrent qu'il est très difficile, voire impossible, de définir une technique valable et fiable en l'absence d'un modèle d'évaluation adéquat. Pire encore, Mitchell et Stafford (2000) montrent que les résultats varient substantiellement en fonction des modèles utilisés. Ainsi, l'analyse d'événement rejoint l'évaluation des actifs financiers : quel est le bon modèle ou du moins quel est le meilleur modèle d'évaluation en l'état des connaissances ?

L'alternative consiste à supposer que, dans une certaine mesure, les investisseurs sont irrationnels. Cette seconde approche se développe rapidement sous l'égide de la finance comportementale. Au sein de cette dernière sont élaborés des modèles destinés à prendre en compte notamment les phénomènes de sur ou sous réaction des cours boursiers. Or, comme le remarque Fama (1998), les introductions en bourse semblent entrer dans la catégorie des sur réactions étant donné qu'une réaction positive est perçue à court terme et que cette réaction est corrigée négativement à long terme. Ainsi, l'analyse d'événement se retrouve au cœur du débat qui oppose partisans et adversaires du concept d'efficacité des marchés.

Conclusion

L'analyse d'événement est une méthodologie de tout premier plan, tant par la qualité des publications l'utilisant que par le nombre même de ces publications. Notre étude a montré que son évolution n'a pas été linéaire : elle a progressé de la finance d'entreprise vers d'autres domaines des sciences économiques. Cette progression a permis de soutenir la croissance du nombre de publications au fil des ans. Enfin, ce type d'étude s'est orientée récemment vers des problématiques long terme ce qui lui a permis un rayonnement encore plus grand au sein de la finance.

2 Modélisation statique

Dans ce chapitre, nous examinons le contexte d'une étude d'événement. Nous commençons par évoquer la collecte des informations nécessaires à l'analyse et, en particulier les difficultés liées à la constitution de l'échantillon. Puis nous présentons les modèles qui servent à mesurer l'impact d'un événement sur la rentabilité de la firme, ainsi que ceux qui introduisent des changements de paramètres autour de l'événement. Enfin, nous exposons les hypothèses susceptibles d'être testées.

2.1 Collecter les informations

La collecte des informations relatives à un événement, malgré une apparente simplicité, est l'étape la plus complexe de l'analyse. Si l'on excepte la genèse des hypothèses financières à tester autour de l'événement, ce qui constitue la vraie valeur ajoutée du chercheur en finance, cette étape représente entre 60% et 80% du temps nécessaire à une recherche. En effet, elle inclut la recherche et la vérification des dates d'événement mais aussi d'abondants traitements de données, en particulier sur les marchés européens. Il n'existe pas de banque de données avec un historique aussi important que pour les marchés NYSE, AMEX et NASDAQ disponible sur la base de CRSP. A titre d'exemple, sur le marché français, il est souvent nécessaire d'utiliser au moins deux banques de données, puisque la banque de données développée par l'AFFI commence en 1976 et s'arrête en juin 1991. Par la suite les rentabilités peuvent être extraites de la banque de données maintenue par DATASTREAM. Le lien entre les deux banques est complexe, puisque certains titres présents sur la banque AFFI ne sont introduits que très tard sur DATASTREAM. Ceci implique que les données manquantes doivent alors être obtenues à l'aide d'une autre source comme d'anciens journaux. Dans cette section, nous abordons successivement les problèmes liés au choix de l'événement, à la collecte des dates d'événement, des périodes d'étude ainsi que les questions autour de la taille de l'échantillon.

2.1.1 Définir l'événement

L'événement doit être identifié précisément : c'est son unicité qui garantit l'interprétation des résultats. Qu'un autre événement soit couplé avec l'événement étudié, et l'interprétation se trouve modifiée. De même l'existence d'événements concomitants peut affecter la taille de l'échantillon ; le choix de l'événement est donc crucial. Il est difficile voire même impossible de séparer l'événement à étudier du reste de l'information arrivant dans la période d'étude et portant sur le titre. Ainsi, les annonces concernant la politique de dividende sont fréquemment effectuées en même temps que les annonces de bénéfice lors des assemblées générales. Un tel problème peut être évité en sélectionnant les sociétés annonçant uniquement le montant du dividende, ou alors en élargissant la définition de l'événement de manière à inclure l'annonce du bénéfice.

2.1.2 La date d'événement

Annonce et réalisation

La grande majorité des événements ne comportent qu'une date : la date d'annonce. C'est le cas des annonces de bénéfices, d'annonce concernant des informations de type macroéconomiques (taux d'inflation, ou de chômage...), des changements de réglementations. D'autres événements financiers, comme les augmentations de capital, ou les divisions d'actions, comportent deux dates : la date d'annonce et la date de réalisation. Lors de la première, les modalités de l'opération financière sont révélées aux intervenants du marché. La seconde date correspond à l'exécution de l'événement annoncé. Il arrive qu'elles coïncident comme c'est le cas pour les introductions de nouveaux titres dans l'indice SP500. Jusqu'en 1989, l'annonce de l'introduction était effectuée après la clôture du marché américain et le titre était inclus dans le calcul de l'indice dès le lendemain matin.

Annnonce et réalisation ne diffèrent pas seulement en raison de dates différentes. Plus fondamentale est la différence en termes d'interprétation financière. En effet, l'annonce coïncide avec un apport d'informations au marché concernant une réalisation future. Comme toutes les modalités du futur événement sont d'ores et déjà fixées, la réalisation n'apporte aucune information supplémentaire au marché. Les implications concernant l'interprétation des résultats sont très fortes. Tout d'abord, les réactions du marché observées autour de l'annonce n'ont aucune raison d'être identiques à celles observées autour de la réalisation. L'information étant totalement révélée au moment de l'annonce, les investisseurs sont alors capables d'anticiper les conséquences de l'événement, comme d'éventuels gains de liquidité. En conséquence, une réaction autour de la réalisation ne peut pas être expliquée par des phénomènes anticipables mais par des effets « mécaniques ». Dans leur étude sur le passage de titres du marché au comptant et du second marché sur le marché à règlement mensuel, Bacmann, Dubois et Ertur (1999) mettent en évidence des réactions lors de la réalisation de l'événement. Ils montrent que cette réaction anormale s'explique par le fait que les titres nouvellement introduits sur le règlement mensuel sont cotés à terme : leur vente à découvert en est alors facilitée. Cet exemple est l'archétype de l'aspect « mécanique » de la réalisation. En effet, il eût été difficile de vendre les titres à découvert avant leur introduction physique sur le RM.

Comme le remarque Thompson (1995), sous l'hypothèse de rationalité des investisseurs, l'effet informationnel de l'annonce provient du fait que l'événement n'est pas parfaitement anticipé et donc que la décision prise par la société était incertaine du point de vue de l'investisseur. En conséquence, soit l'investisseur, et donc le marché, se trouve renseigné quant au processus de décision à l'intérieur de la firme, ce qui affecte sa perception des décisions futures ; soit il obtient des informations sur le contexte économique entourant la décision de la firme. En général, il n'y a pas indépendance entre le processus décisionnel et les conditions économiques. A titre d'exemple, les augmentations de capital sont fréquemment effectuées durant une phase haussière du marché. En effet, dans le cas d'un niveau élevé du marché, soit la firme récupère un montant plus important en maintenant le nombre de titres nouvellement émis fixe, soit la dilution du pouvoir à l'intérieur de l'entreprise, conséquence de l'émission des titres, est réduite si les montants obtenus sont « fixes ». C'est l'hypothèse de « *Window of Opportunity* » .

Incertitude sur les dates

Afin de mesurer de manière précise l'impact d'un événement sur la rentabilité boursière, il est nécessaire d'identifier exactement la date d'événement. Une date de réalisation est beaucoup plus facile à déterminer qu'une date d'annonce. La première est aisément vérifiable auprès des instances boursières concernées. La seconde nécessite le recours à des sources comme des quotidiens spécialisés en finance ou à des banques de données informationnelles comme Reuters. Le *Wall Street Journal* est une source couramment utilisée dans les études américaines pour l'obtention de la première date d'annonce. En France, en revanche, un journal présentant ces caractéristiques d'exhaustivité n'existe pas. Il est cependant possible d'avoir recours, dans certains cas, aux dates d'assemblées générales ; malheureusement plusieurs informations y sont fréquemment annoncées.

Par la suite, nous avons sélectionné trois exemples sur le marché français afin d'illustrer toute la difficulté d'obtenir des dates d'annonce précises. Pour chacun des trois exemples, nous disposons de la date du visa de la Commission des Opérations en Bourse (ci-après COB), de la date de publication au Bulletin des Annonces Légales Obligatoires (ci-après BALO)²⁰ ainsi que de la date de parution dans La Tribune²¹.

Les trois événements sont les suivants :

- **Finaxa** : Offre publique d'échange des obligations convertibles Finaxa 3% janvier 2001 et des obligations convertibles Finaxa 2,75% janvier 2006 contre des obligations Finaxa 3% janvier 2007 assorties d'une faculté d'échange en actions Axa-UAP.
- **SITA** : Augmentation de capital en numéraire de 2 273 905 350 FRF par émission de 1 826 430 actions nouvelles de nominal 50 FRF au prix de 1 245 FRF par action.
- **Cap Gemini** : Emission de 6 823 741 actions nouvelles pour un montant de 3 753 057 550 FRF.

Les différentes dates d'annonce obtenues figurent dans le tableau 2-1. Quel que soit l'événement, la date de parution du BALO est toujours postérieure à la date COB.

²⁰ Ces deux dates sont obtenues à partir de la notice d'information de chaque opération.

²¹ Nous n'avons pu trouver aucune date d'annonce dans le quotidien « Les Echos ».

Gajewski et Ginglinger (1998) aboutissent à une conclusion identique à propos de leur échantillon de firmes françaises effectuant une augmentation de capital. Plus intéressant est le rapport entre la date du visa COB et la date de parution dans le quotidien La Tribune. Dans deux cas sur trois la date de parution dans La Tribune est antérieure à celle de la COB²². Ces deux cas sont pourtant très différents. En effet, les modalités de l'opération effectuée par Finaxa sont entièrement décrites dans l'article de La Tribune. En revanche, les modalités de l'augmentation de capital effectuée par Cap Gemini ne sont absolument pas précisées dans l'article de La Tribune du 5 mars 1998. Les dirigeants de Cap Gemini annoncent leur intention de procéder à une augmentation de capital d'un montant compris entre 3 et 4 milliards de francs. La Tribune publie de nouveau le 6 mars 1998 un article qui mentionne cette augmentation de capital et la sanction du marché caractérisée par une baisse du titre de 5,1% le jour précédent.

Tableau 2-1 : Dates d'annonce des événements sélectionnés

Société	Date COB	Date BALO	Date La Tribune
Finaxa	16/06/1998	18/06/1998	11/06/1998
SITA	05/03/1998	09/03/1998	09/03/1998
Cap Gemini	18/03/1998	20/03/1998	05/03/1998

En conclusion, les trois exemples précédents montrent la difficulté à déterminer une date d'annonce correcte pour chaque événement de l'échantillon. Cette difficulté se matérialise principalement sous deux formes. Tout d'abord, il n'existe pas de source unique qui permette d'obtenir systématiquement la première date d'annonce d'un événement. Plus grave, l'information peut être diffusée graduellement à travers le marché comme c'est le cas pour l'augmentation de capital de Cap Gemini. Les réactions observées sont fonction de chaque bribe d'information apportée au marché. La date d'annonce ne correspond plus alors à une date ponctuelle mais à une plage.

Suite aux constatations précédentes, le problème pourrait être résolu en considérant une annonce comme étant diffusée sur plusieurs dates. Cependant, Dyckman, Philbrick et Stephan (1984) puis Brown et Warner (1985) montrent que la capacité des tests à

²² Cette constatation n'a pas bien sûr de valeur de statistique.

détecter des rentabilités anormales diminue avec l'incertitude pesant sur les dates d'événement. Dyckman et al. analysent la relation entre l'incertitude sur la date d'événement et la taille de l'échantillon. Ils constatent qu'il est possible de compenser la baisse du pouvoir des tests engendrée par l'incertitude sur la date d'événement en augmentant la taille de l'échantillon étudié. Cependant, au-delà de quatre jours d'incertitude, le test de Student utilisé est sérieusement mis en défaut, pour des échantillons dont la taille est comprise entre 10 et 100.

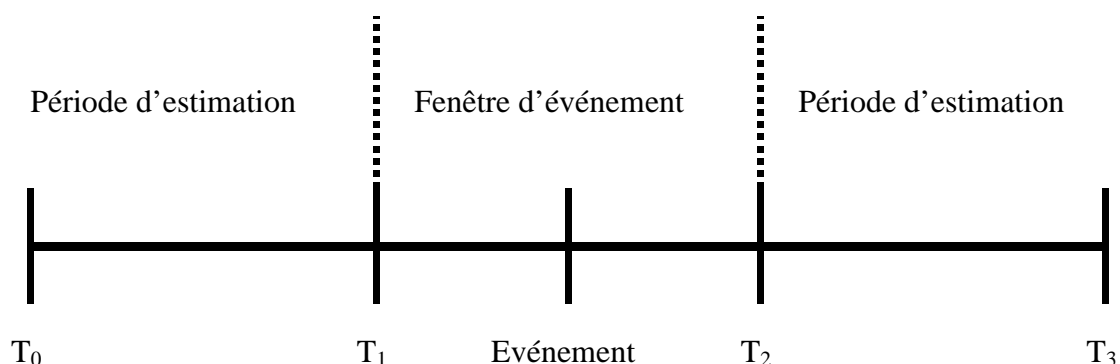
2.1.3 Les périodes d'étude

Classiquement, l'analyse d'événement se décompose en deux périodes : une période d'estimation et une période d'événement encore appelée fenêtre d'événement. La période d'estimation se situe avant ou autour de la période d'événement, elle-même en général centrée sur la date d'événement²³. La figure 2-1 représente le schéma temporel de l'analyse d'événement. Dans le reste de ce document, nous adoptons les conventions suivantes. T_0 désigne le début de la période d'estimation, T_1 le début de la fenêtre d'événement, T_2 la fin de cette même période, et T_3 la fin de la seconde partie de la période d'estimation. Par ailleurs nous définissons les longueurs de chacune des fenêtres :

- $T = T_1 - T_0$ longueur de la première période d'estimation,
- $J = T_2 - T_1 + 1$ longueur de la fenêtre d'événement,
- $L = T_3 - T_2$ longueur de la seconde fenêtre d'estimation.

²³ On parle alors de temps événementiel par opposition au temps calendaire.

Figure 2-1 : Les périodes de l'analyse.



La période d'estimation sert à calibrer le modèle utilisé comme norme. Ainsi, lorsque l'événement est supposé modifier les paramètres du modèle employé, le calibrage de la norme s'effectue en général dans la période antérieure à la fenêtre d'événement pour le calcul des rentabilités anormales précédant l'événement et dans la période postérieure à la fenêtre d'étude pour le calcul des rentabilités anormales succédant à l'événement. Salinger (1993) montre qu'une telle précaution est inutile et que l'estimation des paramètres sur la période antérieure à l'événement est en général appropriée. En effet, si la modification des paramètres est imputable à l'événement, elle doit être prise en compte dans les rentabilités anormales. Toutefois les paramètres sont estimés sur la période postérieure lorsque l'usage de la période antérieure est susceptible de conduire à un biais. Edmister, Graham et Pirie (1994), dans une étude sur l'entrée de titres dans le SP500, estiment les paramètres sur la période commençant le jour +101 et se terminant le jour +300 après l'événement. Il est en effet probable que Standard and Poors introduise des titres ayant connus des performances particulièrement bonnes dans la période avant l'événement. Notons que le choix de la date d'événement serait alors fonction de la performance passée des titres. Par conséquent le fait que la date d'événement soit endogène conduit à un biais dans l'estimation des paramètres, si ceux-ci sont obtenus sur la période avant l'événement.

La durée des périodes d'estimation et d'événement joue un rôle important puisqu'elle peut affecter la puissance des tests. Le choix d'une période longue augmente la qualité de l'estimation de la norme, mais elle est aussi plus sujette à une éventuelle instabilité des paramètres, biaisant ainsi les rentabilités anormales. En général, la taille de la

période d'estimation est choisie entre 100 et 300 jours pour une étude quotidienne et entre 20 et 60 mois pour une étude mensuelle. La période d'événement est plus courte : elle oscille entre 5 et 100 jours pour une étude quotidienne et entre 5 et 20 mois pour une étude mensuelle. Une fenêtre d'événement de 100 jours pour une étude quotidienne peut tout de même paraître disproportionnée, étant donné que, si les marchés sont efficients, la réaction doit être quasi-instantanée. Une telle taille de fenêtre est utilisée dans le cas où le chercheur suspecte une annonce diffuse de l'information. Réduire la fenêtre risquerait de modifier l'évaluation des paramètres de la norme et donc de conduire à un biais dans le calcul des rentabilités anormales.

Enfin, les périodes ont une taille fixe à l'intérieur de l'échantillon. Il existe des exceptions, notamment chez Bacmann, Dubois et Ertur (1999). Dans leur étude sur les changements de marché, la taille de la fenêtre d'événement est a priori différente pour chaque firme de l'échantillon. La fenêtre est définie comme englobant les dates d'annonce et de réalisation de chaque événement. Or les intervalles séparant ces deux dates ne sont pas fixes : ils varient d'un minimum de deux jours à un maximum d'une trentaine de jours. Il est à noter que définir une fenêtre fixe autour de chaque date d'événement conduirait nécessairement à biaiser l'estimation de la norme. On risquerait, en effet, d'inclure les données concernant l'annonce dans l'estimation de la norme lors de l'étude de la réalisation et vice versa.

2.1.4 La taille de l'échantillon

L'échantillonnage est toujours effectué en rapport avec une période définie par le chercheur. L'ensemble des événements qui se sont produits au cours de la période sont sélectionnés : il n'y donc pas de tirage aléatoire afin de constituer l'échantillon. Sa taille peut varier fortement d'une étude à une autre. Dans leur étude sur l'impact des moratoires latino-américain sur les banques britanniques, Jayanti et Booth (1992) utilisent un échantillon réduit à cinq éléments. A l'inverse, Pilote et Manuel (1996) forment un échantillon de 2159 splits entre 1970 et 1988. La taille de l'échantillon est donc fonction du type d'événement considéré et dépend par conséquent de la population initiale. Souvent, la taille de l'échantillon se trouve réduite par différents facteurs, comme l'existence de multiples événements. A titre d'exemple, Lynch et Mendenhall (1997) recensent 55 entrées de firmes dans le Standard and Poors 500 sur la période d'octobre 1989 à avril 1995. Or ces firmes entrent bien souvent à la suite d'une

fusion ou d'un spin-off. Lynch et Mendenhall (1997) réduisent leur échantillon à 34 éléments.

Le problème des données manquantes est un facteur de réduction des échantillons particulièrement important pour des études sur des marchés peu liquides. Hachette et Mai (1991) proposent quatre méthodes permettant de reconstituer les cours boursiers : la méthode du prédécesseur, celle du successeur, celle de la répartition uniforme et enfin, celle du lissage exponentiel. Leur but est de minimiser l'écart entre la série théorique des cours boursiers de la firme et la série reconstituée. A partir de données de la banque AFFI-SBF, ils montrent, par des simulations, que la méthode de répartition uniforme est celle qui satisfait le mieux le critère précédent. Cependant, la reconstitution des séries de prix paraît contestable. Déterminer les prix manquants à partir de l'existant peut introduire de l'autocorrélation supplémentaire dans les rentabilités et donc biaiser significativement l'estimation de la norme.

Maynes et Rumsey (1993) comparent trois méthodes susceptibles de pallier le problème des données manquantes. Les deux premières reprennent la méthode du successeur ou prédécesseur en forçant la rentabilité pour le jour manquant à 0, ainsi que la méthode de la répartition uniforme des prix. Ils montrent que ces deux méthodes sont mal spécifiées et risquent d'induire des résultats biaisés. La dernière méthode²⁴, utilisée en particulier par Dimson et Marsh (1986), consiste à calculer les rentabilités entre deux transactions et donc à ne plus se baser sur le temps calendaire. Associée à un test non paramétrique du rang, ils trouvent que cette méthode est correctement spécifiée. Ainsi, afin d'éviter la réduction de l'échantillon, il convient de calculer les rentabilités entre chaque transaction. Cette méthode implique de disposer de données intra-journalières.

²⁴ Heinkel et Kraus (1988) développent une méthodologie où les rentabilités sont agrégées entre deux transactions.

2.1.5 Construction du test d'hypothèse

Formellement, l'analyse d'événement est définie comme suit :

$$\begin{cases} H_N : f(R_{i,t} | \Phi_t, I_t) - f(R_i | I_t) = 0 \\ H_A : f(R_{i,t} | \Phi_t, I_t) - f(R_i | I_t) \neq 0 \end{cases}$$

avec Φ_t est l'information associée à l'événement arrivant dans la période d'événement,

I_t est l'information complémentaire dans la période d'événement,

R_i la rentabilité de la firme,

$f(R_i | \Phi_t, I_t)$ distribution conditionnelle de la rentabilité du titre i sachant l'information liée à l'événement et l'information complémentaire,

$f(R_i | I_t)$ distribution conditionnelle de la rentabilité du titre i sachant l'information complémentaire.

L'étude des distributions conditionnelles des rentabilités boursières n'est pas aisée. C'est pourquoi, les études se sont le plus fréquemment intéressées à l'espérance de rentabilités. Cette démarche conserve toutefois un sens financier prononcé, puisque le contenu informationnel d'un événement modifie les anticipations des investisseurs. Par ailleurs, il est difficile de séparer les différents signaux de la structure d'information. Ainsi, le test le plus usité en analyse d'événement porte sur le premier moment :

$$\begin{cases} H_N : E(R_{i,t} | \Phi_t, I_t) - E(R_i | I_t) = 0 \\ H_A : E(R_{i,t} | \Phi_t, I_t) - E(R_i | I_t) \neq 0 \end{cases}$$

Dans la suite $E(R_{it} | I_t)$ est appelé la *norme*. Elle correspond à l'espérance de la rentabilité du titre i en l'absence d'événement sachant l'information complémentaire. Puisqu'elle n'est pas observable, elle doit faire l'objet d'une modélisation. Le choix du modèle nécessaire pour décrire la norme est la raison principale de l'évolution récente de l'analyse d'événement. Ce choix est en effet fortement conditionné par les avancées en terme d'évaluation des actifs financiers ainsi qu'en mesure de performance.

2.2 Modélisations multivariées

Dans cette section, nous présentons les modélisations statiques qui permettent la mesure de l'impact de l'événement sur la rentabilité de la firme.

2.2.1 Définition du cadre

Nous supposons que la norme est décrite par un modèle de type multi-facteur :

$$E(R_{it} | I_t) = a_i + \sum_{k=1}^K b_{ki} f_{kt}$$

où f_{kt} réalisation du $k^{\text{ième}}$ facteur,

a_i l'ordonnée à l'origine,

b_{ki} la sensibilité de la rentabilité du titre i au facteur k .

L'ensemble informationnel I_t inclut la connaissance des réalisations des différents facteurs. Brown et Weinstein (1985) suggèrent l'emploi d'un modèle à quatre facteurs. Ces derniers sont identifiés à l'aide d'une analyse factorielle obtenue par maximum de vraisemblance. Dans le cadre de l'analyse d'événement long terme, les modèles à trois facteurs de Fama et French (1993) et à quatre facteurs de Carhart (1997) sont fréquemment employés. Sur le court terme, c'est le modèle de marché qui sert principalement de norme. Il s'exprime de la manière suivante :

$$E(R_{it} | I_t) = a_i + b_i R_{mt}$$

où R_{mt} est la rentabilité du marché,

a_i l'ordonnée à l'origine,

b_i le risque systématique de la firme i .

L'utilisation de ce modèle permet de tenir compte du risque systématique du titre caractérisé par le b . Deux autres normes dérivées du modèle de marché sont fréquemment utilisées. La moyenne historique impose $b = 0$; dans ce cas, l'information n'inclut pas la connaissance de la rentabilité du marché. Enfin, le modèle ajusté par la rentabilité de marché impose $a = 0$ et $b = 1$.

2.2.2 Modèle statique général

Dans cette sous-section, nous présentons le modèle général qui permet la définition des rentabilités anormales sous l'hypothèse d'existence d'un impact de l'événement sur la rentabilité de la firme. Ce modèle provient notamment de Malatesta (1986). Ce dernier utilise le modèle de type SUR²⁵ (Seemingly Unrelated Regression) suivant :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + \sum_{k=T_1^i}^{T_2^i} g_{ik} d_{ikt} + e_{it} \quad (2.1)$$

avec g_{ik} l'impact de l'événement sur la rentabilité de la firme i le jour k ,

d_{ikt} une variable muette qui prend la valeur 1 si $k = t$ et 0 sinon,

T_1^i désigne le début de la fenêtre d'événement pour le titre i ,

T_2^i la fin de la fenêtre d'événement pour le titre i ; en principe la fenêtre d'événement est de taille identique pour l'ensemble des titres,

$e \sim N(0, \Sigma \otimes I)$,

\otimes désigne le produit de Kronecker,

I la matrice identité,

Σ est la matrice de variance-covariance des résidus contemporains.

On suppose, de plus, que R_{mt} et R_{mi} sont indépendants et identiquement distribués pour tout t et i et que R_{mt} et e_{it} sont indépendants pour tout t , i et i .

La période d'étude est identique pour tous les titres de l'échantillon alors que les dates d'événement peuvent être différentes. Le nombre de données nécessaires augmente avec la dispersion des dates d'événement. En pratique, ce modèle ne peut être utilisé que lorsque ces dernières sont proches dans le temps. En effet, dans le cas contraire, il est

²⁵ Une telle modélisation a initialement été développée par Zellner (1962)

fort probable que des sociétés n'existent pas sur une partie de la période d'étude, soit parce que ces sociétés ont disparu, soit parce qu'elles n'étaient pas encore cotées.

On définit, par ailleurs, les notations suivantes :

$R' = [R'_1 \quad R'_2 \quad \mathbf{K} \quad R'_N]$ vecteur ligne de $T \times N$ éléments,

$q_T = \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{M} \\ 1 \end{bmatrix}$ vecteur colonne de T éléments,

$\bar{X}' = \begin{bmatrix} & q'_T & \\ R_{m1} & R_{m2} & \mathbf{L} & R_{mT} \end{bmatrix}$ matrice de $(2, T)$ éléments,

$d'_{ik} = [d_{ik1} \quad d_{ik2} \quad \mathbf{L} \quad d_{ikT}]$ vecteur ligne de T éléments,

$d_i = [d_{iT_1} \quad \mathbf{L} \quad d_{iT_2}]$,

$\Delta = \begin{bmatrix} d_1 & & 0 \\ & d_2 & \\ & & \mathbf{O} \\ 0 & & & d_N \end{bmatrix}$ matrice des variables muettes,

$b' = [a_1 \quad b_1 \quad a_2 \quad b_2 \quad \mathbf{L} \quad a_N \quad b_N]$ vecteur des $2 \times N$ paramètres à estimer,

$g_i' = [g_{iT_1} \quad \mathbf{L} \quad g_{iT_2}]$

$g' = [g_1' \quad g_2' \quad \mathbf{L} \quad g_N']$ vecteur des rentabilités anormales,

$\Gamma' = [b' \quad \mathbf{M} \quad g']$ vecteur contenant l'ensemble des paramètres du modèle,

$e_i' = [e_{i1} \quad e_{i2} \quad \mathbf{L} \quad e_{iT}]$ vecteur des résidus de la régression pour le titre i ,

et $e' = [e_1' \quad e_2' \quad \mathbf{L} \quad e_N']$ matrice de l'ensemble des résidus.

Il est donc possible d'écrire l'équation (2.1) sous forme matricielle :

$$R = [(I \otimes \bar{X}) \mathbf{M}] \Gamma + e \quad (2.2)$$

avec $e \sim N(0, \Sigma \otimes I)$,

Σ est la matrice de variance-covariance des erreurs contemporaines.

Les estimateurs d'Aitken sont les suivants :

$$\hat{\mathbf{b}} = \left(I \otimes (\overline{X'X})^{-1} \right) \left[I - \left[\Delta (\Delta' (\Sigma^{-1} \otimes Q) \Delta)^{-1} \Delta' \right] (\Sigma^{-1} \otimes Q) \right] R \quad (2.3)$$

$$\hat{\mathbf{g}} = \left(\Delta' (\Sigma^{-1} \otimes Q) \Delta \right)^{-1} \Delta' (\Sigma^{-1} \otimes Q) R \quad (2.4)$$

avec $Q = I - \overline{X} (\overline{X'X})^{-1} \overline{X}'$.

2.2.3 Cas particuliers

Date unique

Dans le cas d'une période d'événement unique et identique pour tout l'échantillon, l'expression des paramètres estimés par le modèle de Malatesta se simplifie singulièrement puisque les régresseurs sont identiques pour toutes les firmes.

En effet $\forall i \quad d_i = d$ et $\Delta = I \otimes d$ ²⁶

donc $\hat{\mathbf{g}} = \left((I \otimes d') (\Sigma^{-1} \otimes Q) (I \otimes d) \right)^{-1} (I \otimes d') (\Sigma^{-1} \otimes Q) R$

En utilisant les propriétés du produit de Kronecker, il s'ensuit que :

$$\hat{\mathbf{g}} = \left(I \otimes (d' Q d)^{-1} d' Q \right) R \quad (2.5)$$

Les rentabilités anormales estimées sont indépendantes de la matrice de variance-covariance des résidus. Dans ce cas, l'estimation des rentabilités anormales par la méthode des MCO est sans biais. Cependant, elle n'est pas de variance minimale puisque la matrice de variance-covariance des résidus intervient dans l'expression de la variance des rentabilités anormales. La variance des estimateurs des rentabilités anormales est, elle-même, une matrice non diagonale. En conséquence, il est nécessaire de tenir compte de cette matrice pour calculer la rentabilité anormale moyenne à la date de l'événement.

²⁶ Une modélisation équivalente est documentée par Schipper et Thompson (1983).

Rentabilité anormale moyenne

Thompson (1985) propose une légère modification de la définition de Δ afin d'obtenir directement la rentabilité anormale moyenne.

$$\Delta = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \mathbf{M} \\ d_N \end{bmatrix} \text{ et comme } \forall i \quad d_i = d, \quad \Delta = q_N \otimes d$$

$$\hat{\mathbf{g}} = \left[(q'_N \Sigma^{-1} q_N) q'_N \Sigma^{-1} \otimes (d' Q d)^{-1} d' Q \right] R \quad (2.6)$$

La moyenne des rentabilités anormales dépend donc de la matrice de variance-covariance des résidus de la régression.

Cas univarié

Lorsque $\Sigma = I$, les expressions des estimateurs obtenues précédemment se simplifient singulièrement. De plus, les modèles définis pour chaque titre peuvent être estimés individuellement. Ceci a pour conséquence de ne plus imposer que la période d'étude totale, c'est-à-dire fenêtre d'événement et période d'estimation, soit identique pour l'ensemble des firmes qui subissent l'événement. L'étude d'événement n'est alors plus effectuée en temps calendaire, mais en temps événementiel.

2.2.4 Agrégation temporelle

La réaction induite par un événement n'est pas nécessairement instantanée. Elle peut se propager sur une plus longue période. C'est pourquoi nous introduisons un modèle destiné à mesurer l'impact cumulé sur l'ensemble de la fenêtre d'événement. Le modèle est le suivant :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + v_i d_{i[T_1^i : T_2^i]} + e_{it} \quad (2.7)$$

où v_i est le paramètre qui mesure l'impact cumulé de l'événement sur l'ensemble de la fenêtre pour la firme i ,

$d_{i[T_1^i : T_2^i]}$ est une variable muette qui prend la valeur $1/(T_2^i - T_1^i + 1)$ dans la fenêtre d'événement et 0 sinon,

$$e \sim N(0, \Sigma \otimes I).$$

Les événements répétitifs peuvent aussi être traités de cette manière. De Jong, Kemna et Kloek (1991) étudient l'impact de l'expiration d'options sur la rentabilité du sous-jacent. L'expiration des options se produit une fois par mois pour l'ensemble des titres de l'échantillon. L'impact cumulé de l'événement sur l'ensemble des expirations peut être obtenu à l'aide du modèle suivant :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + v_i d_{i[T_1^i; T_2^i]} + e_{it} \quad (2.8)$$

où v_i est le paramètre qui mesure l'impact cumulé de l'événement sur la totalité de ses occurrences pour la firme i ,

d_i est une variable muette qui prend la valeur $1/Nb_{ev}^i$ à chaque répétition de l'événement et 0 sinon,

Nb_{ev}^i est le nombre d'événements répétés pour la firme i ,

$$e \sim N(0, \Sigma \otimes I).$$

2.3 Changements de paramètres

2.3.1 Cas général

Un événement n'induit pas seulement un choc au niveau de la rentabilité. Il est aussi susceptible de modifier les paramètres du modèle de marché, c'est-à-dire a et le risque systématique b . De tels changements n'ont de sens que s'ils sont permanents. De plus, une modification du risque systématique n'est pas sans lien avec une modification du risque spécifique. C'est pourquoi le modèle général inclut la possibilité de changement des paramètres de la matrice de variance-covariance des erreurs contemporaines.

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + \Delta a_i D_{it} + \Delta b_i R_{mt} D_{it} + \sum_{k=T_1^i}^{T_2^i} g_{ik} d_{ikt} + e_{it} \quad (2.9)$$

où D_{it} est une variable muette qui prend la valeur 0 et la valeur 1 à partir de la date d'événement,

Δa_i représente le changement durable du paramètre a_i ,

Δb_i représente le changement durable du paramètre b_i ,

$$e \sim N(0; \Sigma^*).$$

La définition de la matrice de variance-covariance Σ^* appelle quelques précisions. En effet, si le risque spécifique de chaque titre de l'échantillon est modifié autour de l'événement, les covariances entre les différents titres et le titre qui subit l'événement le sont aussi. Par conséquent, chaque événement est susceptible d'induire un changement dans la matrice de variance-covariance des erreurs contemporaines. On note $\{\Sigma_0, \mathbf{K}, \Sigma_N\}$ la suite ordonnée temporelle de ces matrices de variance-covariance. Par ailleurs, on définit $Diag(D_i)$ la matrice carré dont les éléments hors diagonaux sont nuls et les éléments diagonaux sont ceux du vecteur D_i . Si on suppose que les firmes de l'échantillon sont ordonnées dans l'ordre d'arrivée des événements, alors

$$\Sigma^* = \Sigma_0 \otimes Diag(I - D_1) + \sum_{k=1}^{N-1} \Sigma_k \otimes Diag(D_{k+1} - D_k) + \Sigma_N \otimes Diag(D_N)$$

2.3.2 Cas particuliers

L'inconvénient principal du modèle précédent provient du fait qu'il est inapplicable empiriquement étant donné le nombre très important de paramètres à estimer. C'est pourquoi l'intérêt s'est reporté vers les deux cas particuliers constitués par une date d'événement unique dans un contexte multivarié, ainsi que le changement de la variance spécifique autour de l'événement dans un cadre univarié.

Lorsque la date d'événement est identique pour l'ensemble des firmes de l'échantillon, le modèle (2.9) se simplifie de la manière suivante :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + \Delta a_i D_t + \Delta b_i R_{mt} D_t + \sum_{k=T_1^i}^{T_2^i} g_{ik} d_{ikt} + e_{it} \quad (2.10)$$

où D_t est une variable muette qui prend la valeur 0 et la valeur 1 à partir de la date d'événement,

$$e \sim N(0; \Sigma^*),$$

$$\Sigma^* = \Sigma_0 \otimes Diag(I - D) + \Sigma_1 \otimes Diag(D).$$

Dans le cas univarié, la date d'événement n'est pas nécessairement identique. Le modèle (2.10) devient alors :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + \Delta a_i D_{it} + \Delta b_i R_{mt} D_{it} + \sum_{k=T_1^i}^{T_2^i} g_{ik} d_{ikt} + e_{it} \quad (2.11)$$

où $e_{it} \sim N(0; \mathbf{s}_i^2 + \Delta \mathbf{s}_i^2 D_{it})$.

$\Delta \mathbf{s}_i^2$ est le paramètre qui correspond au changement de variance spécifique suite à l'événement. Ce paramètre peut être positif ou négatif.

2.4 Tests d'hypothèses

2.4.1 Les différentes hypothèses

Avant de s'intéresser aux inférences statistiques, il est nécessaire d'examiner les différents types d'hypothèses susceptibles d'être testés dans un cadre multivarié. Binder (1985) recense les principaux :

- $\begin{cases} H_1 : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_{it} = 0 \\ H_A : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_{it} \neq 0 \end{cases}$ la moyenne des rentabilités anormales à la date t est nulle.
- $\begin{cases} H_2 : \forall i, \forall t \quad g_{it} = 0 \\ H_A : \exists i, \exists t \quad g_{it} \neq 0 \end{cases}$ toutes les rentabilités anormales de la fenêtre d'événement sont nulles.
- $\begin{cases} H_3 : \forall i \quad g_{it} = 0 \\ H_A : \exists i \quad g_{it} \neq 0 \end{cases}$ toutes les rentabilités anormales à la date t sont nulles.

L'hypothèse H_3 est imbriquée dans l'hypothèse H_2 . En effet, si l'ensemble des rentabilités anormales sont nulles pour chaque date de la fenêtre d'événement, alors a fortiori elles sont nulles à une date donnée de cette même fenêtre d'événement. En revanche, il n'en est rien entre l'hypothèse H_1 et H_2 . Les rentabilités anormales peuvent différer en terme de signe, annulant ainsi leur moyenne. Les hypothèses H_2 et H_3 sont donc fréquemment testées dans les études de changements de réglementation, puisque ces derniers pénalisent certaines firmes et bénéficient à d'autres. C'est la raison pour laquelle les tests d'hypothèses H_2 et H_3 sont en général examinés dans un contexte multivarié.

Binder (1985) distingue deux hypothèses supplémentaires fréquemment testées dans les études d'événements multivariées qui portent sur le cumul des rentabilités anormales :

- $\begin{cases} H_4 : \forall i \quad v_i = 0 \\ H_A : \exists i \quad v_i \neq 0 \end{cases}$ Les rentabilités anormales cumulées sur la fenêtre

d'événement sont nulles pour tous les titres de l'échantillon.

- $\begin{cases} H_5 : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i = 0 \\ H_A : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i \neq 0 \end{cases}$ La moyenne des rentabilités anormales cumulées sur la

fenêtre d'événement est nulle.

Les tests de ces hypothèses supplémentaires sont identiques aux tests des hypothèses précédemment énoncées. En particulier, l'hypothèse H_5 correspond à l'hypothèse H_1 , tout comme l'hypothèse H_4 à l'hypothèse H_3 .

Des hypothèses du même type concernant les paramètres a , b ou encore s peuvent aussi être testées. Traditionnellement, les études d'événement s'intéressent aux hypothèses suivantes :

- $\begin{cases} H_6 : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Delta b_i = 0 \\ H_A : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i \neq 0 \end{cases}$ l'événement n'induit pas en moyenne de changement du

risque systématique.

- $\begin{cases} H_7 : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Delta s_i^2 = 0 \\ H_A : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Delta s_i^2 \neq 0 \end{cases}$ l'événement n'induit pas en moyenne de changement du

risque spécifique.

2.4.2 Expliquer les rentabilités anormales

Une fois la réaction à un événement mise en évidence, il est nécessaire d'expliquer non seulement l'existence mais aussi l'amplitude de cette réaction. Le modèle suivant décrit cette possibilité. Pour des raisons de simplicité d'exposition, nous supposons que

l'événement se produit à un instant donné, qui n'est pas nécessairement identique pour l'ensemble des firmes de l'échantillon. La généralisation à une fenêtre d'événement plus importante est aisée.

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + d_{it} \sum_{k=1}^K x_{ik} b_k + e_{it} \quad (2.12)$$

où d_{it} est une variable muette qui prend la valeur 1 le jour de l'événement pour la firme i et 0 sinon,

x_{ik} représente la $k^{\text{ième}}$ caractéristique pour la firme i ,

b_k constitue la sensibilité à la $k^{\text{ième}}$ caractéristique pour la firme i ,

$e \sim N(0; \Sigma \otimes I)$.

Plusieurs hypothèses sont fréquemment examinées dans les études d'événement :

- $\begin{cases} H_8 : b_k = 0 \\ H_A : b_k \neq 0 \end{cases}$ le $k^{\text{ième}}$ facteur n'est pas relié aux rentabilités anormales.
- $\begin{cases} H_9 : \forall k \in [1..k] \quad b_k = 0 \\ H_A : \exists k \in [1..k] \quad b_k \neq 0 \end{cases}$ Aucune des variables n'explique la rentabilité anormale.

Cette dernière hypothèse n'est presque jamais testée. En revanche, des hypothèses du même type portant sur un sous-ensemble de sensibilités le sont fréquemment.

Ce modèle permet d'expliquer les rentabilités anormales rencontrées autour de l'événement. Cette étape constitue le but ultime d'une analyse d'événement réussie. Une fois la réaction mise en évidence, il est nécessaire de l'expliquer à l'aide d'un certain nombre de variables financières. Ainsi Ikenberry, Lakonishok et Vermaelen (1995), dans leur étude sur les rachats d'actions sur le marché américain, proposent d'expliquer la performance anormale autour de l'annonce à l'aide des variables suivantes : pourcentage de titres rachetés, décile de la taille de la firme par rapport à l'ensemble des firmes du marché, quintile du ratio Book/Market, performance anormale précédant l'événement. Les variables choisies sont donc spécifiques à l'événement et correspondent aux hypothèses à tester suite à la mise en évidence d'une réaction.

Quelques variables financières, qui permettent d'expliquer les rentabilités anormales, posent des problèmes. D'une manière générale, ce sont les variables qui sont susceptibles d'être fortement modifiées par l'événement. C'est le cas des volumes de transaction : l'information véhiculée par l'événement se traduit pratiquement par des révisions des anticipations des investisseurs et donc, a priori, par une augmentation du volume de transaction autour de l'événement. En général, cette modification est temporaire²⁷ comme lors de l'annonce de changement de politique de dividende ou encore lors de l'introduction de nouveaux titres dans l'indice SP500. Le problème réside principalement dans la définition de la norme. Deux définitions du volume anormal ont été avancées dans le cadre de l'analyse d'événement. La première, employée par Vijh (1994), par Michaely et Vila (1995) ou encore par Beneish et Whaley (1996), considère comme anormal le volume de transactions qui excède le volume moyen. La seconde, avancée par Harris et Gurel (1986) ou par Lynch et Mendenhall (1997), consiste à ajuster le volume de transactions d'une composante liée au marché et d'une autre spécifique. Ainsi, le schéma qui préside au calcul des volumes anormaux est identique à celui de l'analyse d'événement. Le modèle, qui s'inspire de Tkac (1999), peut être résumé d'une manière identique à la modélisation SUR portant sur les rentabilités de la firme :

$$TO_{it} = m_i + q_i TO_{mt} + \sum_{k=T_1^i}^{T_2^i} ATO_{ik} d_{ik} + x_{it}$$

où TO_{it} désigne le taux de rotation²⁸ de l'actif i au temps t ,

TO_{mt} le taux de rotation du marché,

ATO_{ik} l'impact de l'événement sur le taux de rotation de l'actif i au temps k ,

m_i l'ordonnée à l'origine,

q_i la sensibilité au taux de rotation du marché,

x vecteur des erreurs ; $x \sim N(0; \Theta \otimes I)$,

²⁷ Il n'est pas question ici de modification permanente du volume de transaction qui peut être reliée à des effets de microstructure. L'étude de Berkman et Eleswarapu (1998) concernant le passage d'un marché à terme à un marché au comptant en est un excellent exemple.

²⁸ Tkac (1999) définit le taux de rotation comme étant le rapport entre le volume en francs et la capitalisation boursière du titre. Certaines études, comme Lynch et Mendenhall (1997), utilisent une transformation logarithmique.

Θ est la matrice de variance-covariance des erreurs contemporaines.

Le volume anormal estimé \hat{ATO}_{ik} peut alors être introduit dans le modèle explicatif des rentabilités anormales. Cependant, l'emploi d'un estimateur du volume anormal introduit un problème d'erreurs dans les variables dans les régressions en coupe.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le contexte d'une analyse d'événement. En particulier, nous avons souligné les problèmes afférant à la constitution de l'échantillon ainsi qu'au choix de la norme. Les modèles, qui permettent la description de l'impact de l'événement, ont été présentés. Enfin, nous avons exposé les principales hypothèses testées dans les études d'événement.

3 Analyse structurelle

Dans ce chapitre, nous allons exposer les méthodes structurelles d'analyse d'événement. Ces dernières sont connues dans la littérature financière sous le vocable de méthodes conditionnelles (voir Acharya (1988 et 1993), Prabhala (1997), Scruggs (2000)...). Nous commençons par montrer que l'arrivée d'informations concernant les événements sur le marché, telle qu'elle a été supposée précédemment, est irréaliste. Nombre de décisions managériales sont rationnelles et anticipées, au moins de manière partielle, par les investisseurs. Ceci aboutit à des modifications dans la conduite d'une étude d'événement. Par conséquent, nous présentons les méthodes élaborées afin de tenir compte du fait que les événements sont issus d'une décision rationnelle des dirigeants et, dans une certaine mesure, anticipés. Enfin, nous présentons les extensions qui font appel à des techniques d'estimation bayésienne.

3.1 Événements volontaires et anticipation partielle

Les événements étudiés en finance d'entreprise résultent le plus fréquemment de décisions prises par les dirigeants de la firme. Comme le note Thompson (1995), ces décisions sont fonction de l'environnement économique de la firme et proviennent d'un processus qui vise à maximiser la valeur de cette dernière. En particulier, les augmentations de capital sont plus fréquemment effectuées à la suite d'une hausse importante du titre que dans un contexte baissier. Le contraire est constaté pour les rachats d'action. Ainsi, les événements étudiés en finance d'entreprise sont endogènes et ne peuvent être traités à l'aide des modèles exposés dans le chapitre 2 qui supposent implicitement que l'événement est exogène.

De plus, une partie de l'information utilisée par les dirigeants, en particulier les conditions macroéconomiques, peut être connue des investisseurs. Ces derniers sont alors en mesure d'inférer une probabilité d'occurrence de l'événement. Ainsi, la valeur de la firme est susceptible d'être modifiée en fonction des informations partielles qui arrivent sur le marché et qui affectent la probabilité d'occurrence ex-ante.

Comme le signale Prabhala (1997), la surprise, ainsi que la réaction suite à une annonce d'offre publique d'achat, est moins importante pour une firme qui a annoncé auparavant un programme d'acquisitions que pour une firme qui n'a jamais effectué d'acquisition. De même, un accroissement de dividendes est moins attendu de la part des firmes dont les bénéfices stagnent ou diminuent que de la part des sociétés qui présentent des bénéfices en forte augmentation. Ce sont les informations non anticipées et révélées par l'événement qui induisent des changements dans les prix des titres autour de l'événement. Par conséquent, tout événement, dont la probabilité d'occurrence ex-ante est strictement positive, conduit les investisseurs à l'anticiper partiellement.

Dans un article récent, Song et Walking (2000) montrent l'importance de la notion de probabilité d'occurrence et son impact sur l'évaluation des titres. Ils étudient les réactions de firmes rivales lors d'une acquisition. Les firmes appartenant au même secteur d'activité que la firme acquise présentent des rentabilités anormales positives et significatives autour de l'acquisition. Plusieurs explications pour l'existence de performance anormale positive et de dispersion en coupe des rentabilités anormales ont été avancées, notamment un accroissement de la capacité de collusion entre les firmes du secteur, mais aucune n'est satisfaisante. Song et Walking (2000) développent un modèle de « probabilité d'acquisition » qui permet d'expliquer l'existence de rentabilités anormales. Ils expriment la rentabilité anormale sous la forme suivante :

$$g = \Delta p(x_1) E[u(x_2)] \quad (3.1)$$

où $p(x_1)$ dénote la probabilité d'une firme rivale de devenir une cible, $E[u(x_2)]$ correspond à l'espérance de rentabilité des actionnaires de la firme rivale sachant qu'une tentative d'acquisition a été effectuée sur leur firme, x_1 et x_2 sont des vecteurs de caractéristiques en relation avec la probabilité d'acquisition et la valeur de la firme.

La rentabilité anormale observée pour la firme rivale est associée au changement de probabilité pour cette firme de devenir elle-même une cible. Si une firme disparaît suite à une acquisition, alors la probabilité d'acquisition des autres firmes du même secteur se trouve mécaniquement augmentée, le choix étant réduit. Song et Walking (2000) trouvent notamment que les firmes rivales, qui deviennent des cibles dans l'année suivant l'événement, présentent des rentabilités anormales significativement plus importantes que les firmes rivales qui ne deviennent pas des cibles. De plus, leurs tests

mettent en relation les rentabilités anormales des firmes rivales avec des variables liées à la probabilité de tentative d'acquisition. Enfin, ces rentabilités anormales sont positivement et significativement liées à la probabilité prédite de tentative d'acquisition. Cet exemple montre que les investisseurs tiennent compte de la probabilité d'occurrence de l'événement dans leur processus d'évaluation.

Le but ultime d'une analyse d'événement en finance d'entreprise est de déterminer l'impact économique de l'événement. Or l'impact économique diffère fortement de l'effet d'annonce. Malatesta et Thompson (1985) définissent l'impact économique comme la différence entre la valeur de la firme sachant que l'événement se produit maintenant et la valeur de la firme sachant que l'événement ne se produira jamais. Cette différence correspond à la valeur actuelle des flux financiers générés par l'événement. L'annonce élimine l'incertitude concernant les modalités de l'opération financière. Ainsi, l'impact de l'annonce est associé aux changements de valeur de la firme qui proviennent de l'élimination de l'incertitude. A l'exception du cas où, ex-ante, l'événement est perçu comme impossible par les intervenants sur le marché, l'impact économique et l'effet d'annonce sont différents. Dans le chapitre 2, nous avons abordé le cas de l'augmentation de capital de Cap Gemini qui avait émis 6 823 741 actions pour un montant de 3 753 057 550 FRF. L'annonce parue le 5 mars 1998 dans le quotidien La Tribune devançait les dates du visa de la COB et de publication dans le BALO. Par ailleurs, l'article de La Tribune ne précisait pas l'ensemble des modalités de l'augmentation de capital. Enfin, le titre Cap Gemini enregistrerait ce même jour une baisse de 5,1%. Cet exemple montre clairement que le marché réagit aux informations, même partielles, lui arrivant.

L'analyse d'événement traditionnelle connaît deux problèmes au regard des constatations précédentes. Tout d'abord une mesure concentrée dans le temps, c'est-à-dire sur un jour ou une période plus vaste mais fixée arbitrairement par le chercheur, ne permet pas de capter la totalité de l'impact économique si l'événement a été partiellement anticipé. Eckbo, Maksimovic et Williams (1990) signalent un second problème. Une fois estimées, les rentabilités anormales sont expliquées à l'aide de régression en coupe sur des variables prédites par les théories en compétition. Or, si les événements sont volontairement décidés par les dirigeants de l'entreprise, ces derniers peuvent alors contrôler le type, le timing et l'ampleur de l'effet d'annonce. Ainsi, sous l'hypothèse de rationalité des dirigeants, ces derniers n'entreprennent un événement que

dans le cas où la firme ou eux-mêmes peuvent en bénéficier. La partie non anticipée de l'événement qui se traduit par une réaction le jour de l'annonce provient du fait que les dirigeants possèdent une information privilégiée non reflétée dans les prix. A l'annonce de l'événement volontaire, les investisseurs peuvent alors utiliser non seulement les nouvelles informations fournies mais aussi les motivations des dirigeants pour déduire tout ou une partie de l'information privée. En particulier, ils peuvent en déduire que l'événement a une valeur actuelle nette positive du point de vue des dirigeants.

Cependant, d'après les constatations d'Eckbo, Maksimovic et Williams (1990), les rentabilités anormales sont reliées aux caractéristiques de la firme, non seulement au travers de l'annonce de l'événement mais aussi au travers de l'anticipation de l'événement lui-même car il est lié aux caractéristiques de la firme. Ceci se produit lorsque les investisseurs utilisent les caractéristiques de la firme pour prévoir la probabilité d'occurrence de l'événement. Comme le notent Campbell, Lo et MacKinlay (1997), ceci se traduit par le fait que la relation entre les caractéristiques de la firme et le degré d'anticipation de l'événement introduisent un biais de sélection. Dans ces conditions, l'hypothèse d'indépendance des erreurs et des caractéristiques de la firme se trouve violée : $E(F'e) \neq 0$. Nous examinons dans la section suivante les modélisations définies afin de résoudre de tels problèmes.

3.2 Modélisation conditionnelle et décisions rationnelles

Les événements étudiés en finance d'entreprise résultent, pour la plupart, d'une décision rationnelle et volontaire des dirigeants de la firme. Or les techniques standard implémentées en analyse d'événement ne tiennent aucun compte de cet aspect particulier de l'événement. La rationalité de la décision implique le recours à des données objectives concernant l'environnement économique de la firme. Ainsi, un investisseur connaissant le contexte économique de la firme est susceptible d'anticiper, au moins en partie, la décision des dirigeants. Dans cette section, nous abordons les méthodes qui ont été implémentées par Acharya (1988, 1993) et par Eckbo, Maksimovic et Williams (1990) dans les études d'événement afin de tenir compte de ces constatations.

3.2.1 Modèle d'Acharya (1988 et 1993)

Soit Φ_{it} une information relative à la firme i . Cette information n'est pas directement observable par le marché et constitue, par conséquent, une variable latente du point de vue des investisseurs. Elle est susceptible d'être révélée, au moins partiellement, au marché sous la forme d'un événement à la suite de la décision des dirigeants de la firme. En particulier, l'événement a lieu si et seulement si $\Phi_{it} > 0$.

Comme nous l'avons vu précédemment, la décision des dirigeants provient de l'environnement économique de la firme connue par les investisseurs et d'une information privilégiée non révélée au marché. C'est pourquoi l'information Φ_{it} est décomposée en deux parties : une partie issue des caractéristiques de la firme connues par les investisseurs et une partie spécifique qui reflète l'information privilégiée des dirigeants. Plus précisément, on définit :

$$x_{it-1} = \begin{bmatrix} x_{i0t-1} \\ x_{i1t-1} \\ \vdots \\ x_{iKt-1} \end{bmatrix}$$

où $x_{i0t-1} = 1$

x_{ikt-1} est la $k^{\text{ième}}$ caractéristique pour la firme i observée par les investisseurs en $t-1$.

L'information Φ_{it} s'écrit alors sous la forme :

$$\Phi_{it} = \mathbf{q}'x_{it-1} + x_{it} \quad (3.2)$$

où \mathbf{q} est un vecteur de coefficient,

x_{it} représente l'information privée des dirigeants qui est inconnue des investisseurs,

L'information privée x_{it} est supposée normalement distribuée de variance σ_x^2 . De plus, remarquons que dans ce modèle $E(\Phi_{it} | x_{it-1}) = \mathbf{q}'x_{it-1}$. Ceci correspond à l'anticipation de Φ_{it} par l'investisseur conditionnellement à l'information publique disponible en $t-1$.

Par conséquent, les dirigeants décident d'entreprendre l'événement selon la règle suivante :

$$\begin{cases} d_{it} = 1 & \text{si } q'x_{it-1} + x_{it} > 0 \\ d_{it} = 0 & \text{si } q'x_{it-1} + x_{it} \leq 0 \end{cases}$$

où d_{it} est la variable indicatrice (muette) qui précise l'occurrence de l'événement.

On suppose, sans perte de généralité, que $S_x = 1$ (voir Acharya (1993)).

Lorsque $q'x_{it-1} \gg 0$, un investisseur s'attend à un événement presque sûrement. Dans le cas contraire, $q'x_{it-1} \ll 0$, l'annonce d'un événement constitue une surprise très importante.

Modèle général d'Acharya (1988 et 1993)

L'impact de l'information Φ_{it} sur la rentabilité du titre i intervient à deux niveaux. Tout d'abord, une partie de cette information liée aux caractéristiques x_{it-1} est anticipée dans les rentabilités des titres. Plus précisément, la définition de la norme inclut la connaissance des caractéristiques x_{it-1} :

$$R_{it} = b_i'W_{it} + e_{it} \quad (3.3)$$

$$\text{où } W_{it} = [f_{1t} \mathbf{K} f_{Jt} x_{i0t-1} \mathbf{K} x_{iKt-1}]'$$

J désigne le nombre de facteurs synchrones.

Ce modèle est muni des hypothèses standard. Il est supposé décrire correctement les rentabilités boursières.

Lors de l'annonce de l'événement, la réaction (rentabilité anormale) est liée à l'information privée. Dans ce dernier cas, l'occurrence de l'événement renseigne partiellement le marché sur l'information privée des dirigeants. En particulier, l'occurrence d'un événement implique $x_{it} > -q'x_{it-1}$.

De plus, on suppose une relation entre x_{it} et e_{it} : $e_{it} = px_{it} + h_{it}$. Par conséquent, $p = \text{cov}(e_{it}; x_{it})$. Par hypothèse, la densité de la loi de $(e_{it}; x_{it})$ est bivariée normale.

Dans ce cadre d'hypothèses, Acharya (1993) montre que :

$$E(e_{it} | d_{it} = 1, W_{it}) = p \frac{n(q'x_{it-1})}{N(q'x_{it-1})} \quad (3.4)$$

$$E(e_{it} | d_{it} = 0, W_{it}) = -p \frac{n(q'x_{it-1})}{1 - N(q'x_{it-1})} \quad (3.5)$$

où $n(\cdot)$ désigne la fonction de densité de la loi normale centrée réduite,

$N(\cdot)$ la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite.

Le modèle d'Acharya (1988 et 1993) se définit de la manière suivante :

$$\begin{cases} d_{it} = 1 & \text{si } q'x_{it-1} + x_{it} > 0 \\ d_{it} = 0 & \text{si } q'x_{it-1} + x_{it} \leq 0 \end{cases}$$

$$R_{it} = b_i W_{it} + p \left[\frac{n(q'x_{it-1})}{N(q'x_{it-1})} d_{it} \right] - p \left[\frac{n(q'x_{it-1})}{1 - N(q'x_{it-1})} (1 - d_{it}) \right] + u_{it} \quad (3.6)$$

Ce modèle peut être utilisé et estimé à partir d'un groupe de firmes qui subissent l'événement et d'un autre groupe où les firmes étaient susceptibles de décider l'événement mais ne l'ont pas fait. Ce dernier groupe est malheureusement très difficile à définir. C'est pourquoi il peut être remplacé par les observations hors de la période d'événement pour les firmes du premier groupe. L'omission de données sur une période hors événement conduit au modèle d'Eckbo, Maksimovic et Williams (1990).

Modèle d'Eckbo, Maksimovic et Williams (1990)

Dans le cas où l'échantillon ne contient que des données dans la fenêtre d'événement pour les firmes qui subissent ce même événement, un biais de sélection de l'échantillon est introduite. Eckbo, Maksimovic et Williams (1990) proposent le modèle de régression tronquée :

$$R_{it} = E(R_{it} | W_{it}, d_{it} = 1) + u_{it} \quad (3.7)$$

$$\text{où } E(R_{it} | W_{it}, d_{it} = 1) = b_i W_{it} + p \frac{n(q'x_{it-1})}{N(q'x_{it-1})}.$$

Le terme $p \frac{n(q'x_{it-1})}{N(q'x_{it-1})}$ est connu dans la littérature économétrique comme la correction du biais de sélection (voir notamment Heckman (1979)). Par ailleurs, ce terme correspond à la rentabilité anormale espérée liée à l'événement.

Tests d'hypothèse

Deux tests sont principalement effectués dans le cadre des deux modèles précédents. Le premier concerne le lien entre l'information spécifique apportée par l'événement et la réaction observée sur le marché. Plus précisément, ce test s'exprime de la manière suivante :

$$\begin{cases} H_0 : p = 0 \\ H_N : p \neq 0 \end{cases}$$

L'autre test permet de relier les facteurs contenus dans la matrice des caractéristiques x à l'effet d'annonce. Il s'agit d'un test de significativité des sensibilités représentées par le vecteur q liées aux facteurs supposés expliquer l'effet d'annonce en coupe.

$$\begin{cases} H_0 : q_j = 0 \\ H_N : q_j \neq 0 \end{cases}$$

3.2.2 Estimation

Dans le cadre du modèle d'Acharya (1988 et 1993), trois techniques d'estimation ont principalement été employées :

- la méthode du maximum de vraisemblance,
- la méthode des moindres carrés non linéaires,
- une méthode d'estimation en deux passes.

Cette dernière est utilisée par Acharya (1988 et 1993), Prabhala (1997) ou encore Guo et Mech (2000). Comme le remarque Prabhala (1997), elle est moins coûteuse en temps de calcul que les deux autres méthodes. Elle suppose toutefois qu'on dispose de deux échantillons de firmes, le premier incluant les firmes subissant l'événement, le second les firmes ne subissant pas l'événement.

La première étape consiste à estimer le modèle *probit* :

$$\begin{cases} d_{it} = 1 & \text{si } \mathbf{q}'\mathbf{x}_{it-1} + \mathbf{x}_{it} > 0 \\ d_{it} = 0 & \text{si } \mathbf{q}'\mathbf{x}_{it-1} + \mathbf{x}_{it} \leq 0 \end{cases}$$

L'estimation du modèle probit permet d'obtenir les estimateurs des paramètres \mathbf{q} . Il est alors possible de calculer la probabilité $\hat{p}_i = N(\hat{\mathbf{q}}'\mathbf{x}_i)$. La probabilité p_i désigne la probabilité *ex-ante* que les dirigeants de la firme prennent la décision d'agir. Guo et Mech (2000) soulignent que cette probabilité est différente de la probabilité d'une annonce d'un événement de la part des dirigeants à une date précise. Or l'estimation du modèle *probit* conduit à l'obtention de la probabilité que l'annonce est effectuée un jour précis. Guo et Mech (2000) corrigent la probabilité \hat{p}_i de ce biais ainsi que des problèmes liés à la taille différente des deux échantillons (événement et non-événement).

La première étape des corrections apportées par Guo et Mech (2000) consiste à définir les deux échantillons. L'échantillon événement comprend naturellement l'ensemble des titres ayant subi l'événement. En revanche, la définition de l'échantillon non-événement est plus problématique. Cette catégorie comporte les firmes pour lesquelles les investisseurs avaient partiellement anticipé une annonce, c'est-à-dire une décision d'action de la part des dirigeants, mais dont les dirigeants n'ont pas annoncé l'événement. D'un point de vue empirique, Guo et Mech (2000) sélectionnent les firmes qui n'annoncent pas l'événement dans les 250 jours suivants. Soient S_E le nombre d'annonces et S_{NE} le nombre de firmes n'ayant pas annoncé l'événement. De plus le premier échantillon (événement) comporte N_E observations, c'est-à-dire couple titre-date, et le second $N - N_E$, où N est le nombre de couples de la population. Sous ces hypothèses, Guo et Mech (2000) montrent que la probabilité corrigée \hat{p}_i^c s'exprime de la manière suivante :

$$\hat{p}_i^c = \frac{\hat{p}_i}{\hat{p}_i + \frac{P_E}{P_{NE}}(1 - \hat{p}_i)} \quad (3.8)$$

où
$$P_E = \frac{S_E}{N_E},$$

$$P_{NE} = \frac{S_{NE}}{N - N_E}.$$

Cependant, un long moment peut s'écouler entre la prise de décision et l'annonce de l'événement. C'est pourquoi Guo et Mech (2000) proposent une seconde correction qui permet de tenir compte du temps qui sépare la décision de l'annonce. Appelons H le paramètre qui représente le nombre de jours moyens entre la prise de décision et l'annonce. Ce nombre de jours moyen correspond à l'horizon des dirigeants. Il permet de capturer les effets liés aux changements de décision des dirigeants²⁹. Si n_E désigne le nombre d'événements dans la population, alors :

$$H = \frac{n_E}{N_E}$$

Par conséquent, la probabilité corrigée \hat{p}_i^c se transforme :

$$\hat{p}_i^c = \frac{\hat{p}_i}{\hat{p}_i + \frac{S_E(N - n_E H)}{S_{NE} n_E H} (1 - \hat{p}_i)} \quad (3.9)$$

En pratique, il serait nécessaire d'estimer H . Toutefois, Guo et Mech (2000) sont sceptiques quant aux résultats obtenus à la suite de l'estimation de H qui se révèle par ailleurs fort coûteuse en temps de calcul. Ils conseillent d'employer différentes valeurs prédéfinies. Dans le cas des augmentations de capital, H doit au moins être égal au nombre de jours séparant l'annonce de l'événement et la date d'émission. Cette différence sert de *proxy* à l'horizon des managers.

La seconde passe de l'estimation du modèle d'Acharya (1988 et 1993) consiste à estimer les modèles (3.6) ou (3.7). q_{x_i} est remplacé par son estimateur \hat{q}'_{x_i} . L'estimation de ce modèle peut s'effectuer de deux manières différentes. Guo et Mech (2000) préconisent une estimation par les moindres carrés non linéaires. Mais les MCO peuvent aussi être utilisés. Dans ce cadre, Heckman (1979) fait remarquer que le test exact de l'hypothèse nulle $p = 0$ peut être effectué à l'aide d'une distribution de Student.

L'intérêt de l'estimation en deux passes, outre sa relative simplicité, est de pouvoir appliquer la technique utilisée pour la régression en coupe pour les modèles d'Eckbo, Maksimovic et Williams (1990) et de Prabhala (1997). Cependant, l'estimation en deux

²⁹ La définition de l'échantillon "non-événement" devrait s'effectuer à partir des firmes dont les dirigeants ont pris la décision d'agir et ont par la suite changé d'avis avant l'annonce. Toutefois, cet échantillon n'est pas facile à constituer étant donné que l'information est rarement disponible.

passes n'est envisageable que lorsqu'on possède un échantillon de firmes qui ne subissent pas l'événement. Dans le cas contraire, seules les estimations par maximum de vraisemblance ou par moindres carrés non linéaires conduisent à des estimateurs consistants.

3.2.3 Problèmes associés aux inférences standard

Dans le chapitre 2, nous avons introduit le modèle qui permet l'explication en coupe des réactions lors d'un événement. Ce modèle était défini comme suit :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + d_{it} \sum_{k=1}^K x_{ik} b_k + z_{it} \quad .$$

D'un point de vue opérationnel, seules les firmes qui subissent l'événement sont incluses dans l'échantillon, ce qui introduit un biais de sélection. Par conséquent, dans le cadre du modèle d'Acharya (1988), une telle régression est mal spécifiée. La question principale porte sur l'importance des biais lors de l'estimation des paramètres b . Il s'agit de savoir si les paramètres b sont reliés d'une quelconque manière aux paramètres q . Notons que les paramètres q reflètent l'impact d'un accroissement marginal de x sur la probabilité d'occurrence de l'événement alors que les paramètres b_k correspondent à l'impact marginal de l'effet d'annonce.

Prabhala (1997) démontre la proposition suivante. Supposons que l'événement se produit si et seulement si $q'x_i + x_i > 0$, que, de plus, l'information privée x_i et e_i suivent une loi normale bivariée avec une corrélation p et des distributions marginales $N(0,1)$, et que les régresseurs $(x_{i1}, \mathbf{L}, x_{ik})$ sont distribués suivant une loi normale multivariée et indépendante de l'information privée x_i ; alors la relation liant les paramètres b aux paramètres q est donnée par :

$$b_j = -q_j p \frac{(1-R^2)(1-t)}{t + (1-R^2)(1-t)} = -q_j p m \quad (3.10)$$

$$\text{où} \quad t = \frac{\text{var}(q'x_i + x_i | q'x_i + x_i > 0)}{\text{var}(q'x_i + x_i)},$$

R^2 est le coefficient de détermination de la régression $q'x_i + x_i$,

$$m = \frac{(1-R^2)(1-t)}{t + (1-R^2)(1-t)}.$$

Cette proposition appelle plusieurs remarques. Tout d'abord, le facteur de proportionnalité m correspond à la partie non anticipée de l'information $q'x_i + x_i$ révélée par l'événement. Ce facteur comprend, en effet, la partie non anticipée de l'information $q'x_i + x_i$ représentée par $(1-R^2)$ et l'information révélée par l'événement $(1-t)$. Prabhala (1997) démontre par conséquent que :

- $0 < m < 1$,
- m est d'autant plus petit que l'événement est en moyenne fortement anticipé.

Les deux propositions démontrées par Prabhala (1997) ont des conséquences immédiates :

- Les paramètres b sont biaisés à la baisse par rapport aux vrais paramètres q . En effet, comme $0 < m < 1$ et $|p| < 1$, $|b_j| \leq |q_j|$.
- Lorsque p est positif, les paramètres b et q sont de signe opposé.
- Le biais de b est d'autant plus prononcé que $|p|$ est petit, c'est-à-dire que l'effet d'annonce est moins sensible aux conditions de marché.
- Le biais est plus important lorsque les événements sont fortement anticipés. Ceci est lié au fait que l'annonce véhicule une quantité d'information plus faible.

3.3 Choix de la forme de l'événement

Les modèles présentés dans la section précédente ne sont pas suffisants pour modéliser la réaction autour d'un événement. Par exemple, il est difficile d'adapter la méthode de régression en deux passes à une structure d'erreur plus générale (voir Li et McNally (1999b)). Ces modèles sont particulièrement inadaptés quand les dirigeants de la firme ont décidé d'effectuer un événement mais n'ont pas encore déterminé sa forme. C'est notamment le cas pour les rachats d'actions qui peuvent revêtir la forme de *tender offer* ou *open market*. Nous présentons un modèle destiné à prendre en compte ces phénomènes. Etant donné leur complexité, la fonction de vraisemblance de ces modèles

est extrêmement difficile à définir. C'est pourquoi nous exposons les techniques d'estimation bayésienne pour ces modèles.

3.3.1 Des modèles plus complexes

Dans cette sous-section, nous exposons une démarche qui repose essentiellement sur les récents travaux de Li et McNally (1999a et b) ainsi que ceux de Scruggs (2000). Comme précédemment, les dirigeants sont supposés rationnels. Ils prennent leur décision en fonction du contexte économique de la firme :

$$s_i = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i^* = \mathbf{q}'\mathbf{x}_i + \mathbf{x}_i \geq 0 \\ 0 & \text{si } s_i^* = \mathbf{q}'\mathbf{x}_i + \mathbf{x}_i < 0 \end{cases}$$

où s_i^* est une variable latente uniquement observée par les dirigeants de la firme.

Les indices 1 et 0 désignent respectivement la première et la seconde forme de l'événement. Li et McNally (1999) s'intéressent aux rachats d'actions : les deux états considérés correspondent aux deux formes de rachat que les dirigeants peuvent annoncer (*tender offer* ou *open market*). Scruggs (2000) suit une logique similaire à propos des obligations convertibles (*naked* ou *underwritten*).

Le modèle de décision des dirigeants n'est pas nécessairement binaire et pourrait être aisément généralisé. A titre d'exemple, les dirigeants de la firme peuvent décider d'effectuer un rachat d'action. Les modalités (*tender offer* ou *open market*) restent alors à préciser. Le choix est alors ternaire : absence d'événement, rachat d'action sous la forme de *tender offer*, rachat sous la forme d'*open market*. Cependant, une telle étude n'a pas encore été réalisée.

La révélation du choix des dirigeants à travers un événement donne lieu à une réaction du marché. Il y a donc deux réactions potentielles qui correspondent aux différents états de la nature envisagés. Ainsi,

$$RA_i = \begin{cases} RA_{i1} = \mathbf{b}'_1 \mathbf{y}_{i1} + \mathbf{e}_{i1} \\ RA_{i0} = \mathbf{b}'_0 \mathbf{y}_{i0} + \mathbf{e}_{i0} \end{cases} \quad (3.11)$$

où RA_i désigne la rentabilité du titre i ajustée de la rentabilité du marché, l'indice 1 désigne l'événement et l'indice 0 l'absence d'événement.

Les caractéristiques y_{i0} et y_{i1} sont susceptibles de correspondre à des types différents de variables. A la suite de Chib et Hamilton (2000), Scruggs (2000) propose la représentation matricielle suivante du modèle :

$$\begin{bmatrix} s_i^* \\ RA_{i0} \\ RA_{i1} \end{bmatrix} \sim N \left(\begin{bmatrix} q'x_i \\ b'_0y_{i0} \\ b'_1y_{i1} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} s_x^2 & s_{x0} & s_{x1} \\ s_{x0} & s_0^2 & s_{01} \\ s_{x1} & s_{01} & s_1^2 \end{bmatrix} \right) \quad (3.12)$$

Ce modèle peut être résumé sous la notation suivante :

$$z_i \sim N(b'X_i, \Sigma) \quad (3.13)$$

$$\text{où } z_i = \begin{bmatrix} s_i^* \\ RA_{i0} \\ RA_{i1} \end{bmatrix},$$

$$b = [q' \ b'_0 \ b'_1]',$$

$$X_i = \text{diag}(x_i, y_{i0}, y_{i1}),$$

Σ désigne la matrice de variance-covariance.

Il est possible de réduire le nombre de termes à estimer dans la matrice de variance-covariance Σ . Ainsi, le terme s_x^2 est fixé arbitrairement à 1, puisque s_i^* est de dimension indéterminée. De plus, Scruggs (2000) montre que le terme s_{01} n'intervient pas dans la fonction de vraisemblance et suggère de contraindre sa valeur à 0. Les termes s_{x0} et s_{x1} permettent de tester si l'information privée des dirigeants et partiellement révélée par l'événement est corrélée avec la réaction des investisseurs. En conséquence, les paramètres à estimer sont $b = [q' \ b'_0 \ b'_1]'$ et $s = [s_{x0}, s_0^2, s_{x1}, s_1^2]$.

3.3.2 Estimation bayésienne

Le modèle défini dans la partie précédente est trop complexe pour pouvoir être estimé par les techniques traditionnelles décrites en particulier par Prabhala (1997). C'est pourquoi, Li et McNally (1999b) ainsi que Scruggs (2000) proposent l'emploi de méthodes d'estimation bayésiennes³⁰, en particulier la méthode de *data augmentation*³¹ (aussi appelée méthode d'échantillonnage bayésien) et la méthode de *Gibbs sampling* (aussi appelée méthode d'échantillonnage de Gibbs). Ces deux méthodes appartiennent aux techniques de simulation regroupées sous le label *Markov Chain Monte Carlo*³² (ci-après MCMC).

Dans la suite, nous décrivons l'approche définie par Chib et Hamilton (2000) dont Scruggs (2000) s'est fortement inspiré. On définit les notations suivantes : $p(\mathbf{b}, \mathbf{s})$ est la densité a priori des paramètres et $f(RA, s | \mathbf{b}, \mathbf{s})$ est la fonction de vraisemblance du modèle. Dans le cas d'une modélisation gaussienne de la réaction de la réaction du marché :

$$f(RA, s | \mathbf{b}, \mathbf{s}) \propto f(RA | \mathbf{b}, \Sigma) \Pr(s | RA, \mathbf{b}, \Sigma)$$

Si l'on applique la règle de Bayes, la densité a posteriori des paramètres est obtenue par la formule :

$$p(\mathbf{b}, \mathbf{s} | RA, s) = \frac{p(\mathbf{b})p(\mathbf{s})f(RA, s | \mathbf{b}, \mathbf{s})}{\iint p(\mathbf{b})p(\mathbf{s})f(RA, s | \mathbf{b}, \mathbf{s})d\mathbf{b}d\mathbf{s}} \propto p(\mathbf{b})p(\mathbf{s})f(RA, s | \mathbf{b}, \mathbf{s}) \quad (3.14)$$

La densité a posteriori ne pouvant pas être calculée de manière analytique, Chib et Hamilton (2000) propose une estimation à l'aide des MCMC. $p(\mathbf{b}, \mathbf{s} | RA, s)$ est appelée *distribution cible*. Les MCMC consistent à définir une chaîne de Markov dont la distribution limite invariante est identique à la distribution cible. Un grand nombre d'itérations de cette chaîne de Markov est effectuée à l'aide de simulations de Monte Carlo. Deux phases sont à distinguer : une première phase de transition appelée *burn-in*

qui comporte de l'ordre de 1000 itérations et une seconde phase comportant de l'ordre 10000 itérations qui permet l'obtention d'un échantillon représentatif de la distribution cible. C'est à l'aide de cet échantillon que des inférences statistiques sur les différents paramètres peuvent être effectuées.

La première étape de l'estimation consiste à procéder à une augmentation de l'espace des paramètres via la technique de *data augmentation*. Définissons le vecteur z_i^* comme le vecteur contenant les éléments inobservés de z_i . Si $s_i = 1$, alors on observe la réaction du marché RA_{i1} . z_i^* est alors composé de la variable latente s_i^* de la réaction RA_{i0} qui aurait été observée en l'absence d'événement. Notons $\{z_i^*\} = (z_{i1}^*, \mathbf{K}, z_{in}^*)$ le vecteur des variables inobservées³³ qui sont rajoutées à l'espace des paramètres.

Il reste à définir les densités a priori des paramètres. La distribution a priori de \mathbf{b} est une loi normale multivariée $N(\mathbf{b}_0, B_0)$, celle de \mathbf{s} une loi normale multivariée tronquée $N(g_0, G_0)I_S(\mathbf{s})$ où S désigne le sous-espace de \mathbb{R}^n ⁴ tel que Σ est définie positive et I_S est la fonction indicatrice qui prend pour valeur 1 lorsque $\mathbf{s} \in S$ et 0 sinon³⁴. En règle générale, les hyperparamètres $(\mathbf{b}_0, B_0, g_0, G_0)$ doivent être assignés de manière subjective.

Comme les rentabilités boursières quotidiennes présentent des distributions leptokurtiques, Scruggs (2000) propose de relâcher l'hypothèse de normalité du vecteur z_i . Il propose l'emploi d'une distribution de Student multivariée de *location* $\mathbf{b}'X_i$, d'échelle Σ et de n degrés de liberté. Albert et Chib (1993) montrent qu'une telle distribution se déduit d'un mélange de distribution normale et d'une loi gamma. Plus précisément,

$$z_i \sim N(\mathbf{b}'X_i, I_i^{-1}\Sigma) \tag{3.15}$$

³⁰ Pour des rappels concernant la statistique bayésienne, voir en particulier Gelman, Carlin, Stern et Rubin (1995) ainsi que Bernardo et Smith (1995).

³¹ Pour une introduction à cette méthode, voir Tanner (1993).

³² Pour une revue concernant les MCMC, voir Chib et Greenberg (1996).

³³ n désigne le nombre de firmes dans l'échantillon.

³⁴ Pour plus de précisions, voir Chib et Hamilton (2000).

où $\{I_i\} = (I_1, \mathbf{K}, I_n)$ sont des variables aléatoires indépendantes issues d'une

distribution gamma $\Gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{n}{2}\right)$ dont la densité est $p(I_i) \propto I_i^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{nI_i}{2}}$.

Afin d'estimer un tel système, Chib et Hamilton (2000) augmentent l'espace des paramètres de $\{z_i^*\}$ et de $\{I_i\}$. La densité cible s'exprime alors comme :

$$p(\mathbf{b}, \mathbf{s}, \{z_i^*\}, \{I_i\} | y, s) \propto p(\mathbf{b})p(\mathbf{s})p(\{z_i^*\})p(\{I_i\})f(RA, s | \mathbf{b}, \mathbf{s}, \{z_i^*\}, \{I_i\}) \quad (3.16)$$

Scruggs (2000) définit la distribution a priori des paramètres \mathbf{b} à l'aide d'une loi normale multivariée. La difficulté est plus importante pour les termes de la matrice de variance-covariance. En effet, il est nécessaire que cette matrice soit définie positive. Par conséquent, il choisit la distribution a priori comme une distribution normale multivariée tronquée aux régions de \mathbf{I}^4 telles que la matrice de variance-covariance soit définie positive.

La distribution empirique des paramètres est obtenue à l'aide de la méthode d'échantillonnage de Gibbs. Les étapes de cette méthode sont les suivantes :

1. Initialisation des paramètres \mathbf{b} , Σ , $\{I_i\}$ et $\{z_i^*\}$. Les paramètres \mathbf{b} correspondent aux solutions obtenues par MCO, de même que les paramètres $\{z_i^*\}$. Σ est une matrice identité et $I_i = 1 \forall i$.
2. \mathbf{b} est alors tiré de la distribution $p(\mathbf{b} | y, s, \Sigma, \{z_i^*\}, \{I_i\})$.
3. \mathbf{s} est tiré de la distribution $p(\mathbf{s} | y, s, \mathbf{b}, \{z_i^*\}, \{I_i\})$ suivant l'algorithme de Metropolis-Hastings.
4. Les paramètres I_i sont tirés indépendamment de $p(I_i | y, s, \mathbf{b}, \Sigma, \{z_i^*\})$.
5. $\{z_i^*\}$ est tiré indépendamment de $p(\{z_i^*\} | y, s, \mathbf{b}, \Sigma, \{I_i\})$
6. Les points 2 à 5 sont itérés avec les valeurs les plus récentes des variables conditionnelles. L'algorithme s'arrête à l'issue des 11000 itérations (*burn-in* et phase normale)

Cette échantillonnage permet l'obtention des distributions empiriques des différents paramètres. Il est alors possible de tester la nullité des paramètres en utilisant la

distribution simulée. Il suffit de définir le seuil de rejet et par conséquent les valeurs critiques correspondantes à l'aide de la distribution empirique.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les modèles qui permettent de tenir compte de l'anticipation partielle de l'événement lorsque celui-ci résulte d'une décision rationnelle des dirigeants. Les travaux de Prabhala (1997) ont montré que négliger ce type de phénomène est susceptible de remettre en cause les résultats obtenus par les études d'événement classiques. C'est pourquoi, à la suite d'Acharya (1988), une modélisation capable de rendre compte de l'anticipation partielle a été proposée. Toutefois, cette modélisation reste limitée, tant dans son champ d'application (les événements décidés rationnellement par les dirigeants) que dans sa mise en pratique. Dans ce dernier cas, il est nécessaire de définir un ensemble de firmes qui auraient pu subir l'événement mais ne l'ont pas subi. Or un tel ensemble est difficilement identifiable. C'est pourquoi dans la suite de cette thèse nous ne tenons pas compte des biais de sélection éventuellement introduits dans les analyses d'événement.

4 Inférences statistiques

Ce chapitre traite des inférences statistiques destinées à déterminer l'existence d'une réaction à un événement donné. Nous détaillons tout d'abord l'emploi de statistiques paramétriques dans un contexte multivarié. Par la suite, nous présentons les statistiques paramétriques qui permettent de tester l'impact de l'événement dans un contexte univarié. Puis nous abordons les problèmes de sauts de variance consécutifs à un événement ainsi que les solutions envisagées dans les différentes recherches. Enfin, nous présentons l'alternative non paramétrique car elle permet d'éviter l'hypothèse selon laquelle les rentabilités anormales sont distribuées suivant une loi normale.

4.1 Les tests paramétriques multivariés

Comme le signale Binder (1985), les tests du ratio de vraisemblance et de Wald sont les plus employés dans un contexte multivarié pour tester les hypothèses énoncées dans le chapitre 2. Ces tests sont asymptotiquement équivalents, c'est pourquoi il est particulièrement intéressant de connaître leurs propriétés en échantillon de taille réduite. En règle générale, ils sont dérivés sous l'hypothèse de normalité des résidus car leur forme exacte peut être obtenue ce qui permet de connaître précisément les intervalles de confiance. Ces statistiques sont censées conduire à des résultats mieux spécifiés que celles dont les distributions ne sont connues qu'asymptotiquement, notamment dans le cas d'échantillon de petite taille. Enfin, comme l'hypothèse de normalité des rentabilités est fréquemment rejetée, Chou (1998) applique une méthodologie de type bootstrap afin de calculer les différentes statistiques sous l'hypothèse d'une distribution quelconque³⁵.

³⁵ Il n'est pas nécessaire de supposer la distribution normale pour que le test de Wald converge vers une distribution chi-deux.

4.1.1 Test du ratio de vraisemblance

Sous l'hypothèse de distribution normale indépendante et identiquement distribuée, la statistique du ratio de vraisemblance s'exprime de la manière suivante :

$$RV = -2Ln\left(\frac{L_U}{L_R}\right) = TLn(\Lambda)$$

où $\Lambda = \frac{|\hat{\Sigma}_R|}{|\hat{\Sigma}_U|}$ désigne la statistique de Wilks

L_R et L_U représentent le maximum de vraisemblance respectivement avec et sans les restrictions imposées par l'hypothèse nulle. De même, $\hat{\Sigma}_R$ et $\hat{\Sigma}_U$ désignent la matrice de variance-covariance des termes d'erreurs, restreinte ou non. Ce test est distribué suivant une loi du Chi-deux dont les degrés de libertés correspondent exactement au nombre de restrictions imposées.

Comme le montre Binder (1985b), l'hypothèse H_3 peut être testé à l'aide de la statistique suivante :

$$J_1 = \frac{1-\Lambda}{\Lambda} \left[\frac{T-N-2}{N} \right]$$

Cette statistique est distribuée suivant une loi de Fisher à N et $T-N-2$ degrés de liberté. Il est important de noter que cette distribution est exacte. En effet, comme le précise Rao (1973, p. 555), une transformation de la statistique de Wilks est exactement distribuée selon une loi de Fisher lorsque le rang de la matrice contenant les restrictions est inférieur ou égal à deux. Dans le cas de l'hypothèse H_3 , la matrice correspondante est constituée de l'ensemble des rentabilités anormales à une date donnée. En conséquence, son rang est égal à 1. L'application des considérations de Rao (1973) est due en grande partie à Binder (1985b).

Lorsque le rang constitué des rentabilités anormales est strictement inférieur à 2, le test de l'hypothèse H_2 est identique au précédent. Binder (1985b) puis Butler et Frost (1992) se sont intéressés à étendre ces résultats. Cependant, ils ne dépassent pas le cas d'une matrice de rang 2, c'est-à-dire le cas des rentabilités anormales mesurées pour

deux jours différents³⁶. Dans le cas d'un rang égal à 2, la statistique distribuée selon une loi de Fischer à $2N$ et $2(T - N - 3)$ degrés de liberté est la suivante :

$$J_2 = \frac{1 - \sqrt{\Lambda}}{\sqrt{\Lambda}} \left[\frac{T - N - 3}{N} \right]$$

4.1.2 Test de Wald

Les trois premières hypothèses présentées dans le chapitre 2 sont les cas particuliers de l'hypothèse plus générale suivante :

$$a - A\Gamma = 0 \tag{4.1}$$

avec a vecteur colonne de constantes,

A une matrice combinant les éléments de Γ .

De Jong et Thompson (1990) décomposent la matrice A à l'aide du produit de Kronecker :

$$A = G \otimes W$$

où G est une matrice destinée à capturer les restrictions en coupe transversale,

W est une matrice destinée à capturer les restrictions pour un même titre.

Dans le cas de l'hypothèse H_1 , le vecteur a est nul et A est une matrice dont une ligne est remplie avec la valeur 1 correspondant à chaque rentabilité anormale. Ainsi, la matrice W se réduit à un unique élément valant 1 et la matrice G à une matrice dont une ligne est composée uniquement de la valeur 1. Les hypothèses H_2 et H_3 ne contiennent aucune restriction pour chacune des équations définissant la rentabilité d'un titre. Par conséquent, la matrice W se réduit dans ces deux cas à un unique élément valant 1. Il n'en est rien lorsque les hypothèses H_4 et H_5 sont testées. En effet, ces dernières font intervenir des restrictions pour chacune des équations du modèle. la matrice W s'exprime alors sous la forme d'un vecteur ligne rempli de 1.

La statistique de test pour tester l'hypothèse générale définie précédemment est la forme quadratique :

³⁶ Le cas où l'échantillon est constitué de deux titres, même s'il est possible, n'est pas pertinent.

$$J_3 = (a - A\hat{\Gamma})' \left[A \left(X' (\Sigma^{-1} \otimes I) X \right)^{-1} A' \right]^{-1} (a - A\hat{\Gamma}) \quad (4.2)$$

$$\text{avec } X = \left[(I \otimes \bar{X}) \mathbf{M} \right]$$

Sous l'hypothèse nulle et lorsque Σ est connue, la forme quadratique suit une loi c_K^2 , K étant le nombre d'hypothèses testées (1 ou N). Cependant la matrice Σ doit être estimée. Or l'inverse de la matrice de variance-covariance estimée suit une distribution de Wishart inverse, comme le montre Press (1972). Le premier moment de sa distribution n'est donc pas défini lorsque $T \leq 2(N+1)$. La moyenne de la distribution est par conséquent instable sous ces conditions. Il est donc nécessaire d'utiliser une période d'étude suffisamment grande par rapport à la taille de l'échantillon.

Lorsque Σ est remplacée par son estimateur, la distribution de la forme quadratique (4.2) ne suit plus qu'asymptotiquement une loi c_K^2 . Cependant, dans le cas où la période d'événement est identique pour chaque firme, Schipper et Thompson (1985) ont proposé deux statistiques pour tester les hypothèses de H_1 et H_3 . Ils montrent que ces statistiques ont des distributions exactes suivant une loi de Fischer. La statistique sous l'hypothèse nulle H_1 s'écrit :

$$J_4 = \frac{q_N' \hat{g}_k \hat{g}_k' q_N}{A \left[X' (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes I) X \right]^{-1} A'} \sim \frac{T - (2 + K) c_1^2}{c_{T-(2+K)}^2} = F(1; T - (2 + K)) \quad (4.3)$$

$$\text{avec } X = I \otimes \bar{X} \quad \text{et} \quad \bar{X} = \begin{bmatrix} 1 & R_m & d_k \end{bmatrix}$$

d_k matrice des variables muettes déterminant la fenêtre d'étude

g_k vecteur des rentabilités anormales obtenu à la date k .

Dans ce cas, comme le montre Morrison (1976), la statistique J_{16} est distribuée suivant une loi univariée T^2 de Hotelling. Enfin, pour tester l'hypothèse H_3 , il suffit de multiplier la statistique définie en (4.2) par $\frac{T - (2 + K) - N + 1}{N(T - (2 + K))}$, K désignant la taille de la fenêtre d'événement considérée. Cette nouvelle statistique suit une loi $F(N; T - (2 + K) - N + 1)$.

4.1.3 Utilisation du bootstrap

Le bootstrap³⁷ consiste principalement à traiter les données disponibles comme si ces dernières constituaient l'ensemble de la population. C'est pourquoi elle a pour principe de simuler la distribution d'un estimateur ou d'un test statistique par échantillonnage multiple des données. Chou (1998) propose d'appliquer le bootstrap afin d'estimer la distribution des tests statistiques précédents. En effet, comme nous l'avons remarqué ci-dessus, la distribution des rentabilités est inconnue.

Pour déterminer la distribution des statistiques, il est nécessaire de « *bootstrapper* » le modèle sous l'hypothèse nulle, c'est-à-dire en l'absence de rentabilité anormale. La procédure s'effectue en trois étapes :

1. Estimation du modèle par MCO. Les paramètres du modèle \hat{B} ainsi que les rentabilités anormales $\hat{\Gamma}$ sont estimés et les résidus associés \hat{e} sont récupérés. Les différentes statistiques sont calculées.
2. On répète alors les deux points suivants. Le nombre d'itérations est particulièrement important : Chou (1998) suggère de l'ordre de 10000 itérations.
 - Tirage d'un échantillon *bootstrap*. Une séquence e^* de T résidus est tirée aléatoirement avec remise de la série des résidus estimés dans la première étape. Une nouvelle série R^* de rentabilités est simulée à l'aide de la séquence e^* des résidus tirée aléatoirement et du modèle de marché dont les paramètres \hat{B} ont été estimés en 1. Ce modèle est défini sous l'hypothèse d'absence de rentabilités anormales.
 - On estime alors de nouveau le modèle général à l'aide des MCO à partir de la série R^* . Les différentes statistiques sont calculées.
3. Pour chacune des statistiques, on calcule le nombre de statistiques simulées dont la valeur dépasse celle de la statistique obtenue en 1. Cette valeur permet de déterminer la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle.

Le nombre important de répliques permet de simuler la distribution empirique de chacune des statistiques sous l'hypothèse nulle. Lorsque le nombre de répliques tend vers l'infini, la distribution empirique converge vers la « vraie » distribution de la

³⁷ Pour une introduction simple et complète au bootstrap voir Efron et Tibshirani (1993).

statistique. En conséquence, le pourcentage de statistiques issues de la distribution empirique et dont la valeur dépasse celle obtenue sur le « vrai » échantillon reflète le taux de rejet du test.

4.2 Les tests paramétriques univariés

4.2.1 La statistique de Student

L'hypothèse H_1 , présentée dans le chapitre 2, est traditionnellement testée à l'aide d'une statistique de Student. Suivant Brown et Warner (1980, p.253), la statistique de Student s'écrit sous l'hypothèse nulle :

$$J_5 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{g}}_{iE}}{\hat{\mathbf{S}}_E}$$

où E désigne la date de l'événement.

Cette statistique nécessite les hypothèses les plus contraignantes, puisqu'elle suppose que les rentabilités anormales sont issues d'une loi normale et qu'elles sont indépendantes. Dans un tel contexte, la statistique J_5 est distribuée suivant une loi de Student à $N - 1$ degrés de liberté.

La variance $\hat{\mathbf{S}}_E^2$ est estimée sur la période précédant l'événement. L'écart-type des rentabilités anormales s'exprime de la manière suivante :

$$\hat{\mathbf{S}}_E = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{1}{T^i - 1} \sum_{t=T_0^i}^{T_1^i - 1} \left(\hat{\mathbf{e}}_{it} - \sum_{k=T_0^i}^{T_1^i - 1} \frac{\hat{\mathbf{e}}_{ik}}{T^i} \right)^2}$$

où T_0^i est le début de la période d'estimation,

$T_1^i - 1$ est la fin de la période d'estimation,

$T^i = T_1^i - T_0^i$.

Estimer la variance sur la période précédant l'événement pose un problème. En effet, l'événement est susceptible d'induire une variation de la variance qui ne sera pas prise en compte.

4.2.2 Le test des résidus standardisés

Il existe une approche alternative à la statistique de Student tel qu'elle est définie précédemment. Elle consiste à standardiser les rentabilités anormales estimées par leur écart-type estimé. On pose :

$$RS_{it}^{\hat{}} = \frac{\hat{g}_{it}}{\hat{s}_i}$$

où \hat{s}_i représente l'écart-type des rentabilités anormales obtenu lors de l'estimation du modèle général présenté dans le chapitre 2.

Sous l'hypothèse nulle, les rentabilités anormales standardisées sont distribuées suivant une loi de Student à $T^i - 2$ degrés de liberté. Comme le montre Patell (1976), leur espérance est nulle et leur variance est $\frac{T^i - 2}{T^i - 4}$. En conséquence, la statistique de test s'écrit de la façon suivante :

$$J_6 = \frac{\sum_{i=1}^N RS_{iE}^{\hat{}}}{\left[\sum_{i=1}^N \frac{T^i - 2}{T^i - 4} \right]^{1/2}}$$

La statistique J_6 est asymptotiquement distribuée selon une loi normale centrée réduite.

Il est possible d'appliquer la même procédure pour les rentabilités anormales cumulées. En conséquence, les rentabilités anormales cumulées sont standardisées par leur écart-type estimé :

$$RCS_i^{\hat{}} = \frac{V_i}{\hat{s}_i^V}$$

où \hat{s}_i^V représente l'écart-type des rentabilités anormales cumulées obtenu lors de l'estimation du modèle général présenté dans le chapitre 2.

La statistique de test se dérive alors de la même manière que pour la procédure de Patell (1976) concernant les rentabilités anormales standardisées.

$$J_7 = \frac{\sum_{i=1}^N R\hat{C}S_i}{\left[\sum_{i=1}^N \frac{T^i - 2}{T^i - 4} \right]^{1/2}}$$

La statistique J_7 est asymptotiquement distribuée selon une loi normale centrée réduite.

4.3 Les sauts de variances

Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre 2, un événement donné affecte la distribution des rentabilités. La moyenne des rentabilités n'est donc pas la seule à être modifiée. C'est pourquoi, de nombreuses études ont montré l'impact de l'événement sur le deuxième moment de la distribution. Par exemple, dans le cas des divisions d'actions, Ohlson et Penman (1985) relèvent que l'écart-type des rentabilités anormales augmente en moyenne de 28 à 35% autour de l'événement. A contrario dans le cas des *reverse splits*, Dravid (1987) suspecte une réduction de la variance des rentabilités anormales suite à l'événement. Les spécifications des tests précédemment exposés ne tiennent pas compte d'un éventuel saut de variance puisque cette dernière est estimée en dehors de la période d'événement. Ainsi, les tests de Student des résidus standardisés ou non se retrouvent-ils mal spécifiés lorsqu'un saut de variance a lieu autour de la date d'événement. Dans le cas des divisions d'actions, un test ne tenant pas compte du saut de variance sera enclin à rejeter l'hypothèse trop fréquemment, puisque la variance augmente autour d'un split.

4.3.1 Les causes

Les constatations empiriques précédentes sont fortement liées aux théories avancées par Ross (1989). Ce dernier montre, en effet, qu'en l'absence d'opportunité d'arbitrage la variance des rentabilités est égale à la variance du flux d'information. De leur côté, French et Roll (1986) trouvent que la volatilité des rentabilités est plus importante lorsque la bourse de cotation du titre est ouverte. Selon Ross (1989), ce résultat implique que le flux d'information n'est pas constant au cours du temps et que la variance des rentabilités n'a donc aucune raison d'être constante. Karpoff (1987) souligne les implications pour l'analyse d'événement. Si le flux d'information est plus important autour de la période d'événement, alors la variance du « vrai » prix est aussi

plus grande. En conséquence, la variance des rentabilités anormales doit être ajustée de la variance du flux d'information afin que les tests statistiques soient bien spécifiés.

Salinger (1992) développe un modèle qui précise la forme de l'impact du flux d'information sur la variance des rentabilités anormales. Il considère deux états extrêmes :

- l'état où l'événement n'a jamais lieu et où la valeur de la firme est N_t ,
- l'état où l'événement a assurément lieu et où la valeur de la firme est E_t .

Salinger (1992) montre alors que la valeur de la firme V_t peut être obtenue de la manière suivante :

$$V_t = p_t E_t + (1 - p_t) N_t \quad (4.4)$$

où p_t est la probabilité risque-neutre de l'événement.

Par ailleurs, il définit $d_t = Ln\left(\frac{V_t}{N_t}\right)$ qui représente le changement de valeur de la firme associé à une information à propos d'un événement potentiel. Il suffit d'exprimer la rentabilité de la firme autour de l'événement : $R_t = Ln\left(\frac{V_t}{V_{t-1}}\right)$. Si l'on suppose que les rentabilités boursières sont correctement décrites par le modèle de marché, alors la rentabilité R_t^N en l'absence d'événement s'exprime de la façon suivante :

$$R_t^N = Ln\left(\frac{N_t}{N_{t-1}}\right) = a + bR_{mt} + e_t$$

En conséquence, la rentabilité R_t se décompose :

$$R_t = a + bR_{mt} + d_t - d_{t-1} + e_t \quad (4.5)$$

Le terme $d_t - d_{t-1}$ représente l'impact du changement dans le flux d'information concernant l'événement. Remarquons qu'un changement dans d_t peut provenir d'une modification de E_t , valeur de la firme si l'événement a assurément lieu, ou d'un changement de la probabilité risque neutre d'occurrence de l'événement.

Deux hypothèses sont implicitement effectuées. Tout d'abord $E(d_t - d_{t-1}) = 0$. De plus, $cov(d_t - d_{t-1}, e_t) = 0$, c'est-à-dire que l'événement n'est pas anticipé. Dans ce contexte, la variance des rentabilités anormales associées à un événement qui n'est pas anticipé est la variance du terme $d_t - d_{t-1} + e_t$. Comme le montrent Giaccotto et Sfiridis (1996) :

$$Var(g) = s_{e_t}^2 + s_{d_t - d_{t-1}}^2.$$

Le saut de variance ainsi exprimé est modélisé sous une forme additive. Cette expression implique que la variance obtenue suite à l'événement est plus grande que la variance en l'absence d'événement. Comme le remarque Karafiath (1994), la littérature s'est exclusivement consacrée au cas où l'événement augmente la variance des rentabilités anormales alors que le cas de la diminution de la variance est aussi à considérer (voir Dravid (1987) pour un exemple).

Collins et Dent (1984), Sanders et Robins (1991) ou encore Karafiath (1994), utilisent une définition multiplicative du saut de variance :

$$Var(g_{iE}) = I_E^2 s_{e_i}^2 C_{iE}$$

Le coefficient multiplicatif I_E^2 est identique pour toutes les firmes de l'échantillon étant donné que le saut de variance est spécifique à l'événement et non aux firmes. Il est donc naturel de tester l'existence d'un saut de variance de la manière suivante :

$$H_N : I_E^2 = 1 \text{ contre } H_A : I_E^2 \neq 1$$

L'estimation de I_E^2 est obtenue de la manière suivante :

$$\hat{I}_E^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \frac{\left(\hat{g}_{iE} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{g}_{iE} \right)^2}{s_{g_{iE}}^2} \quad (4.6)$$

Collins et Dent (1984) proposent la statistique de test : $(N-1)\hat{I}_E^2$. Cette dernière est distribuée suivant une loi du chi-deux à $(N-1)$ degrés de liberté.

4.3.2 Le test avec variance en coupe

Afin de tenir compte d'un éventuel saut de variance des rentabilités anormales, Brown et Warner (1985) ont suggéré d'estimer la variance des rentabilités anormales en coupe

transversale. La statistique de test qui découle de cette estimation s'écrit de la manière suivante :

$$J_8 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{g}_{iE}}{\hat{S}_E}$$

$$\text{où } \hat{S}_E = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\hat{g}_{iE} - \bar{g}_E)^2}$$

Elle est distribuée suivant une loi de Student à $N - 1$ degrés de liberté.

Le défaut principal du test précédent réside dans le fait qu'il n'intègre pas les variances spécifiques des résidus des différents titres de l'échantillon. Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991) proposent d'effectuer le test de variance en coupe sur les résidus standardisés. Cette approche présente l'avantage de prendre en compte des informations propres à chacun des titres sur la période d'estimation ainsi qu'à tout l'échantillon sur la période d'événement. En effet, étant donné que la variance des résidus standardisés est égale, par construction, à un, la variance en coupe lors de l'événement s'apparente à un saut de variance moyen pour l'échantillon. Toutefois, cette approche suppose l'indépendance en coupe des rentabilités anormales.

La statistique de test est définie ainsi :

$$J_9 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R\hat{S}_{iE}}{\hat{S}(RS_E)}$$

$$\text{où } \hat{S}(RS_E) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (R\hat{S}_{iE} - \overline{RS}_E)^2}$$

Elle est distribuée suivant une loi de Student à $N - 1$ degrés de liberté.

4.3.3 Jackknife

Le jackknife est introduit en analyse d'événement par Giaccotto et Sfiridis (1996)³⁸ afin de réduire les biais dans l'estimation de la variance des rentabilités anormales. Notons q le paramètre et \hat{q} son estimation. Le jackknife, dont la procédure est décrite par

³⁸ A notre connaissance, cette méthodologie n'a été employée dans aucune analyse d'événement court terme.

Efron et Tibshirani (1993), consiste à réduire l'amplitude du biais déterminé par $E(\hat{q}) - q$. Pour ce faire, Giaccotto et Sfiridis (1996) définissent le paramètre :

$$\hat{q} = \frac{\hat{g}_{iE}}{\hat{s}_{ev}(g_i)}$$

$$\text{avec } \hat{s}_{ev}(g_i) = \sqrt{\sum_{d=T_1}^{T_2} \frac{\left(\hat{g}_{id} - \frac{1}{J} \sum_{k=T_1}^{T_2} \hat{g}_{ik} \right)^2}{J-1}},$$

$$J = T_2 - T_1 + 1.$$

Le paramètre à estimer q correspond à la rentabilité anormale standardisée du titre i . Remarquons que la variance de la rentabilité anormale est calculée par Giaccotto et Sfiridis (1996) à l'intérieur de la fenêtre d'événement³⁹, ce qui suppose qu'elle est de taille suffisante pour permettre une estimation correcte de la variance. En conséquence, L'intérêt d'estimer la variance des rentabilités anormales dans la fenêtre d'événement réside dans le fait qu'elle inclut alors une partie spécifique au titre et une autre spécifique à l'événement. Par ailleurs, cette variance est un estimateur biaisé de la variance de l'événement.

L'idée principale du jackknife est de recalculer \hat{q} en supprimant une observation \hat{g}_{id} pour $d \in [T_1; T_2]$. Notons $\hat{q}_{(-d)}$ cette valeur. Nous obtenons alors la série de pseudo-valeurs :

$$q_{(-d)} = J\hat{q} - (J-1)\hat{q}_{(-d)}$$

L'estimateur jackknife pour le titre i est la moyenne de toutes les pseudo-valeurs :

$$q_{ji} = \frac{1}{J} \sum_{d=T_1}^{T_2} q_{(-d)}.$$

Il est alors possible d'agréger les estimateurs jackknife sur tout l'échantillon :

$$\bar{\Theta}_J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N q_{ji}.$$

L'écart-type de cet estimateur est calculé en coupe transversale sur la série des q_{ji} :

$$S_J = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (q_{J_i} - \bar{\Theta}_J)^2}.$$

La statistique de test de l'hypothèse nulle s'écrit donc :

$$J_{10} = \sqrt{N} \frac{\bar{\Theta}_J}{S_J}.$$

La statistique précédente est distribuée suivant une loi normale centrée réduite.

4.4 Tests non paramétriques et robustesse

L'emploi de statistiques non paramétriques permet d'éviter l'hypothèse de normalité de la distribution des rentabilités anormales. Etant donné que cette hypothèse est sérieusement mise en défaut, plusieurs types de statistiques de tests non paramétriques ont été développés au cours des années 80 et 90. Ainsi, on distingue la famille des tests du signe, ou encore celle des tests du rang. Plus récemment, Kloek et Van Dijk (1996) ont proposé un test de la médiane des résidus standardisés.

Vouloir relâcher l'hypothèse de normalité à l'aide de statistiques non paramétriques a tout de même un coût. En effet, les statistiques non paramétriques se déduisent d'un contenu informationnel moins important que les statistiques paramétriques. Par exemple, on ne travaille plus sur les rentabilités anormales mais sur leur signe ou leur classement. Ainsi, comme nous ne sommes pas en mesure d'effectuer les hypothèses paramétriques vraisemblables, c'est-à-dire de déterminer la loi suivie par les rentabilités anormales, nous devons accepter de sacrifier une partie de la puissance des tests afin d'améliorer leur spécification.

4.4.1 Les tests du signe

La statistique du test du signe s'exprime de la manière suivante :

$$J_{11} = \frac{\hat{w} - Np}{\sqrt{Np(1-p)}}$$

³⁹ Chez Giaccotto et Sfiridis (1996), la fenêtre d'événement est symétrique autour de la date d'événement.

où \hat{w} représente le nombre d'éléments de l'échantillon dont la rentabilité anormale est positive le jour de l'événement⁴⁰,

$$p = \frac{1}{2} \text{ dans la version standard du test.}$$

Sous l'hypothèse nulle, la statistique J_{11} est distribuée suivant une loi normale centrée réduite. Le choix de p égal à $\frac{1}{2}$ permet de tester s'il existe un signe prépondérant parmi les rentabilités anormales. Ce choix est toutefois contestable : Jain (1986) montre que 53% des rentabilités anormales (sur un échantillon de cinq millions) sont négatives en l'absence d'événement. En conséquence, le choix de p précédemment retenu est susceptible d'engendrer un biais non négligeable dans le test du signe, comme le remarquent Brown et Warner (1980 et 1985).

A la suite de Sanders et Robins (1991), Cowan (1992) propose donc d'estimer p à partir des résidus du modèle de régression calculés sur la période précédant l'événement :

$$\hat{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{T-1} \sum_{t=T_0}^{T_1-1} S_{it}$$

où
$$S_{it} = \begin{cases} 1 & \text{si } \hat{g}_{it} > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} .$$

Ainsi la procédure de Cowan (1992), encore appelée test du signe généralisé, évite le biais issu de l'asymétrie des rentabilités anormales par rapport à zéro.

La philosophie de l'étude de Corrado et Zivney (1992) est identique à celle de Cowan (1992) : s'affranchir de la symétrie des rentabilités anormales par rapport à zéro. Cependant, comme nous le verrons par la suite, les deux approches ne sont pas équivalentes. Corrado et Zivney (1992) définissent leur test de la manière suivante⁴¹ :

$$J_{12} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N \frac{G_{iE}}{S(G)}$$

⁴⁰ Cowan (1992) signale que w peut aussi représenter la proportion de l'échantillon dont les rentabilités anormales cumulées sur la période d'événement sont positives.

⁴¹ Giaccotto et Sfiridis (1996) donnent une définition équivalente du test du signe à partir des rangs des rentabilités anormales.

où $G_{it} = \text{sign}(\hat{g}_{it} - \text{médiane}(\hat{e}_i))$,

$$\text{sign} : ! \rightarrow \{-1; +1; 0\},$$

$$S(G) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=T_0}^{T_1-1} \left(\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N G_{it} \right)^2},$$

$\text{médiane}(\hat{e}_i)$ est calculée sur la période d'estimation.

La statistique J_{12} est distribuée asymptotiquement suivant une loi normale centrée réduite. En effet, l'ensemble d'arrivée de l'opérateur sign est limité à trois éléments. La distribution normale de la statistique J_{12} provient donc de l'application du théorème central limite.

La différence fondamentale entre les deux statistiques de test J_{11} et J_{12} exposées ci-dessus ne provient pas uniquement de la définition de l'opérateur sign mais de la possibilité de tenir compte de la variance induite par l'événement. En effet, Corrado et Zivney (1992) proposent de définir la statistique sur les rentabilités anormales standardisées. Ainsi G_{it} devient :

$$G_{iE} = \text{sign} \left(\frac{R\hat{S}_{iE}}{\hat{S}(RS_E)} - \text{médiane} \left(\frac{\hat{e}_i}{\hat{S}_i} \right) \right)$$

où $\hat{S}(RS_E)$ est estimé en coupe à la date d'événement sur tout l'échantillon,
 \hat{S}_i est l'écart-type estimé des résidus du modèle de régression sur la période d'estimation.

C'est la position des rentabilités anormales par rapport à leur médiane qui est déterminante dans le test de Corrado et Zivney (1992). L'usage de résidus standardisés est susceptible de modifier l'ordre établi. En conséquence, la statistique J_{12} est sensible aux changements de définition des résidus du modèle de marché.

Le statistique du test du signe généralisé défini par Cowan (1992) ne permet pas une telle adaptation, puisque les rentabilités anormales influencent le calcul de la statistique J_{11} par leur position par rapport à zéro. En conséquence, la division par l'écart-type des résidus de chaque titre, puis par la variance en coupe transversale n'affecte pas le calcul de la statistique. La procédure proposée par Cowan (1992) est donc de ce point de vue moins flexible que celle de Corrado et Zivney (1992). Toutefois, le test du signe

généralisé de Cowan (1992), au contraire de celui de Corrado et Zivney (1992), présente l'avantage de s'adapter très facilement aux rentabilités anormales cumulées. En effet, sous l'hypothèse nulle, la proportion de rentabilités anormales positives est identique qu'elle soit calculée sur une ou plusieurs périodes.

4.4.2 Le test du rang

Initialement développé par Wilcoxon, le test du rang a été introduit en analyse d'événement par Brown et Warner (1980). Le test du rang signé est défini ainsi⁴² :

$$J_{13} = \frac{\sum_{i=1}^N K_{iE} - \frac{1}{4}N(N+1)}{S}$$

où
$$K_{iE} = \begin{cases} 0 & \text{si } \hat{g}_{iE} \leq 0 \\ \text{rang}_i(\hat{g}_{iE}) & \text{sinon} \end{cases}$$

et
$$S = \sqrt{\frac{1}{24}N(N+1)(2N+1)}.$$

Cette statistique suppose que, sous l'hypothèse nulle, la distribution des rentabilités anormales est symétrique. Or, nous avons vu à propos du test du signe que ce n'était nullement le cas. Corrado (1989) propose donc une nouvelle version de cette statistique qui permet de s'affranchir de l'hypothèse de symétrie. L'apport de la statistique de Corrado (1989) réside dans le fait qu'il transforme la distribution des rentabilités anormales en une distribution uniforme des valeurs possibles des rangs, quel que soit le degré d'asymétrie de la distribution originelle. Sa statistique, asymptotiquement distribuée suivant une loi normale centrée réduite, est la suivante :

$$J_{14} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (K_{iE} - \bar{K})}{S(K)}$$

où
$$K_{it} = \text{rang}_t(\hat{g}_{it}),$$

et
$$S(K) = \sqrt{\frac{1}{T+J} \sum_{t=T_0}^{T_1} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (K_{it} - \bar{K}) \right)^2}.$$

⁴² Pour de plus amples précisions sur le test de Wilcoxon, voir Hajek et Sidak (1967, pp.109-110).

Remarquons la différence de définition de K_{it} . Dans le cas de la statistique de Wilcoxon signée, le rang est calculé en coupe transversale à un instant donné (l'événement). Dans le cas de la statistique de Corrado (1989), le rang est calculé sur la série temporelle pour chaque titre de l'échantillon. Le test de Corrado (1989), de par sa construction, est plus sensible aux rentabilités manquantes. Comme le remarquent Corrado et Zivney (1992), sans un petit ajustement, la statistique de test précédente est mal spécifiée. Ils suggèrent donc la modification suivante :

$$J_{15} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(U_{iE} - \frac{1}{2} \right)}{S(U)}$$

où
$$U_{it} = \frac{K_{it}}{(1 + M_i)},$$

M_i est le nombre de rentabilités non manquantes pour le titre i ,

$$S(U) = \sqrt{\frac{1}{T + J} \sum_{t=T_0}^{T_2} \left(\frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} \left(U_{it} - \frac{1}{2} \right) \right)^2},$$

N_t représente le nombre de titres de l'échantillon dont les rentabilités ne sont pas manquantes à la date t .

4.4.3 Le test de la médiane des rentabilités anormales

Le test de la médiane s'apparente aux tests paramétriques sur la moyenne des rentabilités anormales, qui ont été abordés précédemment. L'adaptation des tests paramétriques à l'aide de la médiane poursuit deux buts : obtenir, d'une part, les propriétés de robustesse du test du rang et, d'autre part, les pouvoirs des tests paramétriques lorsque les hypothèses sont respectées.

Les différentes versions des tests paramétriques s'interprètent comme le test de la rentabilité anormale « attendue » d'un événement. Cette interprétation est perdue avec les tests du signe du rang, du fait de la transformation de la distribution des rentabilités anormales. Dans le cas du test de la médiane, il est possible de distinguer deux interprétations. Tout d'abord, ce test peut être perçu, pour des distributions symétriques, comme un test inefficace de la moyenne. Comme le remarquent Kloek et Van Dijk (1996), la médiane correspond à une moyenne tronquée qui ignore de l'ordre de 50% des observations les plus grandes et de l'ordre de 50% des observations les plus

petites. D'une certaine manière, l'inefficience est le prix à payer pour la robustesse des résultats. Enfin, comme le test de la médiane indique si l'événement a un impact sur le prix du titre, il est possible de déterminer si au moins 50% des observations réagissent positivement (ou négativement) à l'événement. Remarquons que ce même type d'interprétation est valable pour le test du signe.

La statistique de test de la médiane des rentabilités anormales est introduite de la manière suivante par Kloek et Van Dijk (1996) :

$$J_{16} = \frac{\bar{A}_E^R - M(\bar{A}^R)}{S^R(\bar{A}^R)}$$

où $\bar{A}_t^R = \text{médiane}_t(\hat{g}_{it})$,

$M(\cdot)$ est une mesure de positionnement pour la série des \bar{A}_t^R entre T_0 et $T_1 - 1$,

$S^R(\cdot)$ est une mesure d'échelle.

Kloek et Van Dijk (1996) suggèrent l'usage de la moyenne pour $M(\cdot)$. Ainsi, la statistique définie par Kloek et Van Dijk (1996) sert à détecter les déviations de la médiane en coupe des rentabilités anormales par rapport à la moyenne de ces mêmes médianes calculées sur la période d'estimation. De plus, la déviation absolue par rapport à la médiane est employée comme mesure d'échelle. Cette dernière est calculée sur la période d'estimation. En conséquence :

$$S^R(\bar{A}^R) = b \text{ médiane}_t \left| \bar{A}_t^R - \text{médiane}_t(\bar{A}_t^R) \right|$$

où $b = 1.4826$.

Le choix de b est tel que $S^R(\cdot)$ est un estimateur consistant lorsque la série temporelle est normalement distribuée. Il est toutefois possible d'utiliser l'écart-type de la série \bar{A}_t^R comme définition de $S^R(\cdot)$. En effet, l'écart-type est plus efficient que la déviation absolue par rapport à la médiane lorsque la série des \bar{A}_t^R est normalement distribuée.

De même qu'il est possible de définir un test paramétrique à partir des résidus standardisés, Kloek et Van Dijk (1996) introduisent une statistique de test obtenue à partir de la médiane des résidus standardisés :

$$J_{17} = 2f(\hat{q})\sqrt{N} \text{médiane}_i \left(\frac{\hat{g}_{iE}}{S_i^R} - \hat{q} \right)$$

$$\text{où } S_i^R = b \text{médiane}_t |\hat{g}_{it} - \text{médiane}_s(\hat{g}_{is})|,$$

$$b = 1.4826,$$

$$\hat{q} = \text{médiane}_{it} \left(\frac{\hat{g}_{it}}{S_i^R} \right),$$

$$\text{et } f \text{ est la fonction de densité de } \frac{\hat{g}_{it}}{S_i^R}.$$

Kloek et Van Dijk (1996) rappellent que la médiane d'un échantillon issu de N variables aléatoires réelles continues, indépendantes et identiquement distribuées (x_1, \mathbf{L}, x_N) de même fonction de répartition $F(\cdot)$ suit :

$$\sqrt{N}(\text{médiane}_i(x_i) - q) \sim N\left(0, (4f^2(q))^{-1}\right).$$

La médiane de la population q est la valeur qui satisfait $F(q) = 0.5$.

Dans le cas du test de la médiane des résidus standardisés, il est nécessaire d'estimer la fonction de densité f , puisque cette dernière est inconnue. Ceci peut être effectué à l'aide de la méthode du noyau de Parzen-Rosenblatt⁴³. La fonction de densité f est estimée à l'aide de n points (x_1, \mathbf{L}, x_n) de la manière suivante :

$$f(q) = \frac{1}{nh\sqrt{2p}} \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{q-x_i}{h}\right)^2\right)$$

$$\text{où } h = 1.06 n^{-0.2} S^R(x).$$

Le noyau de Parzen-Rosenblatt choisi est la fonction de densité d'une loi normale, puisque la distribution de $\frac{\hat{g}_{it}}{S_i^R}$ s'approche d'une loi normale.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un ensemble de statistiques paramétriques et non paramétriques fréquemment employées dans les études d'événement. Ces statistiques

⁴³ Pour une description de la méthode du noyau, voir Bosq et Lecoutre (1987, p. 59-100).

permettent de recouvrir un ensemble important de situations rencontrées dans les études d'événement. En particulier, le traitement des sauts de variance, l'absence de normalité des rentabilités ou encore l'existence de dépendances en coupe ont été abordées. Il reste à déterminer les performances des différentes statistiques. Ce problème est abordé dans le chapitre 5.

5 Mise en pratique

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la mise en pratique des modèles et des statistiques de test présentées lors des chapitres précédents. Notre objectif est d'aboutir à des conseils qui puissent servir à l'implémentation des études d'événement. En particulier, nous abordons le problème de l'estimation de la matrice de variance-covariance des erreurs du modèle de régression. Puis, nous exposons les résultats obtenus lors de validations effectuées à l'aide de simulation afin de déterminer les méthodes les plus capables de détecter un événement. Nous abordons par la suite deux problèmes fréquemment rencontrés lors des études d'événement : l'incertitude sur la date d'événement qui conditionne la taille de la fenêtre d'événement à considérer et l'existence de données irrégulièrement espacées.

5.1 Estimation de la matrice de variance-covariance

Dans le modèle de Malatesta (1986) présenté lors du chapitre 2, la matrice de variance-covariance des erreurs contemporaines est supposée connue. Or en réalité, il n'en est rien. Par conséquent, il est nécessaire de l'estimer afin de pouvoir obtenir les rentabilités anormales associées au modèle. Cette section présente les méthodes d'estimation de cette matrice. Etant donné le nombre important de termes à estimer ($\frac{N(N+1)}{2}$ termes), des méthodes alternatives destinées à réduire le nombre de paramètres à estimer sont exposées par la suite.

5.1.1 Méthodes d'estimation

Plusieurs méthodes existent pour déterminer Σ , la matrice de variance-covariance des erreurs contemporaines du modèle de Malatesta (1986). La première consiste à estimer le modèle à l'aide des MCO. Ses résidus $\mathcal{S}_i = [\mathcal{S}_{i1} \ \mathcal{S}_{i2} \ \mathbf{L} \ \mathcal{S}_{iT}]$ permettent de calculer $\mathcal{S}_{ij} = \frac{1}{T} \mathcal{S}_i' \mathcal{S}_j$. La matrice \mathcal{S} , ainsi obtenue, permet de calculer les valeurs des différents estimateurs. Malatesta (1986) ne corrige pas l'estimateur de la variance-covariance par

le nombre de degré de liberté. Cependant, comme le remarque Greene (1993, p. 489), si la période d'étude est suffisamment grande, la correction par le nombre de degrés de liberté est inutile.

Une alternative à l'estimation de la matrice de variance-covariance à l'aide des MCO est fournie par une estimation par maximum de vraisemblance. Le logarithme de la fonction de vraisemblance est donnée par :

$$LnL = -\left(\frac{NT}{2}\right) Ln(2p) - \frac{1}{2} Ln|\Sigma \otimes I| - \frac{1}{2} \left(e' (\Sigma^{-1} \otimes I)^{-1} e \right)$$

L'estimateur par maximum de vraisemblance de chaque terme de la matrice de variance-covariance est de la forme :

$$\hat{S}_{ij} = \frac{1}{T} \hat{e}_i' \hat{e}_j$$

où \hat{e}_i est le vecteur des résidus associés à la firme i et obtenus par maximum de vraisemblance.

Comme le montre McDonald (1987), la fonction de vraisemblance peut alors s'écrire :

$$LnL = -\left(\frac{NT}{2}\right) Ln(2p) - \frac{1}{2} Ln|\hat{\Sigma} \otimes I| - \frac{T}{2}$$

Ainsi, si l'on supprime les constantes,

$$LnL = -\frac{T}{2} Ln|\hat{\Sigma}|$$

$$\text{puisque } |\hat{\Sigma} \otimes I| = |\hat{\Sigma}|^T |I|^N.$$

Remarquons que, si la matrice de variance-covariance est contrainte à être diagonale, alors l'estimation par maximum de vraisemblance est identique à l'estimation par MCO. En revanche, dans le cas où aucune restriction n'est faite, l'estimation à l'aide des MCG tend asymptotiquement vers l'estimation par maximum de vraisemblance. Etant donné que l'estimation par maximum de vraisemblance est particulièrement coûteuse en temps de calcul, McDonald (1987) propose une procédure appelée moindres carrés généralisés itérés (MCGI) qui généralise la précédente. Elle consiste à itérer l'estimation du modèle en remplaçant la matrice de variance-covariance par son estimateur obtenu à l'étape précédente. La démarche est la suivante :

1. Estimation du modèle par MCO, en particulier des résidus.
2. Estimation de la matrice de variance-covariance à partir des résidus.
3. Estimation du modèle par MCG à l'aide de la matrice de variance-covariance définie en 2.
4. Retour à l'étape 2. jusqu'à stabilité des coefficients de la matrice de variance-covariance.

McDonald (1987) montre qu'en dix itérations les estimateurs obtenus par MCGI sont identiques à ceux obtenus par maximum de vraisemblance. Le gain est particulièrement significatif lors des trois premières itérations.

5.1.2 Régression en portefeuilles

Sefcik et Thompson (1986) puis Chandra et Balachandran (1992) proposent une approche destinée à éviter l'usage des MCG et, par conséquent, l'estimation de la matrice de variance et covariance. En effet, l'estimation de la matrice de variance et covariance nécessite, pour des raisons de stabilité de l'estimation, un nombre de données temporelles largement supérieur au nombre d'événements de l'échantillon. De plus, les distributions des tests, sauf dans le cas décrit par Schipper et Thompson (1985), ne sont pas exactes lorsque la matrice de variance et covariance est à estimer. D'un autre côté, l'utilisation des MCO fournit une estimation biaisée de la variance des sensibilités aux facteurs. C'est pourquoi Chandra et Balachandran (1992) suggèrent d'employer des régressions en portefeuilles.

Cette nouvelle approche consiste à agréger les titres en K portefeuilles et à effectuer la régression en coupe à l'aide de ces mêmes portefeuilles. Chaque portefeuille réplique un unique facteur contenu dans la matrice X , qui contient les K caractéristiques (x_{ik}) de chacune des firmes. C'est pourquoi, si la matrice des poids dans tous les portefeuilles est notée w , $w'X = I$. Par conséquent, lors de l'événement, la sensibilité à chaque facteur est obtenue par $\hat{B} = w'\Gamma$, où Γ est le vecteur des rentabilités anormales des firmes de l'échantillon au moment de l'événement. L'estimateur de la matrice de variance et covariance de \hat{B} est $\hat{V} = w'\hat{\Sigma}w$. Comme le remarquent Sefcik et Thompson (1986), même si \hat{V} et $\hat{\Sigma}$ sont très fortement liées, il n'est pas nécessaire de calculer $\hat{\Sigma}$ pour déterminer \hat{V} . L'estimation directe \hat{V} est préférable puisque \hat{V} est une matrice carrée de taille K et que $\hat{\Sigma}$ est de taille N avec $N \geq K$. Cette méthode a

donc pour but d'agréger les différents titres en portefeuilles afin de réduire la taille de la matrice de variance-covariance des résidus .

Il reste à déterminer les poids des différents titres dans les portefeuilles. La matrice w des poids qui maximise le pouvoir des tests est obtenue à l'aide des MCG :

$$w'_{MCG} = (X'\Sigma^{-1}X)^{-1} X'\Sigma^{-1} \quad (5.1)$$

Si les poids sont calculées de la manière précédente avec une matrice Σ à estimer, alors le gain issu du groupement en portefeuilles des différents titres est nul. Sefcik et Thompson (1986) ont donc proposé d'utiliser les poids issus d'une estimation par MCO⁴⁴ :

$$w'_{MCO} = (X'X)^{-1} X' \quad (5.2)$$

Sefcik et Thompson (1986) montrent que cette procédure, contrairement aux MCO, fournit un estimateur non biaisé de la variance, mais l'estimateur de B n'est pas de variance minimum. Chandra et Balachandran (1992) proposent deux méthodes intermédiaires. La première utilise les poids issus de la régression par moindres carrés pondérés (MCP) :

$$w'_{MCP} = (X'D^{-1}X)^{-1} X'D^{-1} \quad (5.3)$$

avec D une matrice diagonale comportant les variances des erreurs.

Cette méthode permet de réduire le nombre de paramètres à estimer de $N(N+1)/2$ termes dans le cas des MCG à N variances dans le cas des MCP. Par ailleurs, la variance de l'estimateur de B obtenue par cette méthode est inférieure à celle obtenue par des régressions en portefeuilles avec des poids issus des MCO.

La méthode précédente a toutefois un inconvénient majeur : elle néglige les corrélations entre les résidus de la régression. Chandra et Balachandran (1992) introduisent donc une seconde méthode, le modèle de corrélation constante. Ce modèle suppose que les titres appartenant à un même secteur industriel sont identiquement corrélés. De même, la corrélation entre les titres de deux secteurs est identique pour tous les couples issus de ces deux secteurs industriels. La matrice des corrélations C est donc constituée de

⁴⁴ Dans ce cas, $\Sigma^{-1}=\Sigma=I$.

$M(M-1)/2$ corrélations moyennes différentes, M étant le nombre de secteurs. Les poids dans chacun des portefeuilles sont donc obtenus par :

$$w'_{MCC} = \left(X'(SCS)^{-1} X \right)^{-1} X'(SCS)^{-1} \quad (5.4)$$

avec S matrice diagonale contenant les écart-types des résidus.

Il est possible de constituer la matrice C sur une autre base que celle du regroupement sectoriel. Cette classification est toutefois bien adaptée, car comme le montre Bernard (1987), les corrélations entre les rentabilités des titres à l'intérieur d'un même secteur industriel sont particulièrement importantes.

Cette méthodologie présente donc l'avantage de considérer des corrélations entre les résidus. Elle est toutefois sensible au nombre de secteurs différents recensés dans l'échantillon. Dans le cas extrême où toutes les firmes appartiennent à des secteurs différents, le gain issu de l'estimation de la matrice C par rapport à l'estimation de Σ est nul.

5.2 Evaluer les méthodes

5.2.1 Les simulations

La seule connaissance des propriétés théoriques des tests statistiques n'est pas suffisante pour déterminer s'ils peuvent être correctement employés lors d'une analyse d'événement. En effet, les propriétés statistiques ne sont en général connues qu'asymptotiquement. Or bon nombre d'échantillons, notamment pour des études sur les marchés européens, sont de taille relativement restreinte (entre 50 et 100 firmes). Les propriétés statistiques ne sont alors plus nécessairement vérifiées. De même, dans un cadre multivarié, les propriétés des statistiques sont dérivées sous l'hypothèse que la matrice de variance-covariance des erreurs du modèle est connue. Or, ce n'est jamais le cas et cette dernière doit être préalablement estimée comme nous l'avons montré lors de la section précédente. Dans ce cadre, les propriétés des statistiques sont inconnues.

La complexité de la dérivation théorique des propriétés des statistiques a conduit à la recherche d'autres méthodes d'évaluation sous la forme de simulations. L'objectif de ces simulations est de se rapprocher autant que possible de conditions rencontrées lors

d'études d'événement et de tenter de valider empiriquement les méthodes d'analyses présentées dans les chapitres précédents. L'inconvénient principal des simulations provient de son absence d'exhaustivité. En effet, il est impossible de simuler l'ensemble des possibilités auxquelles peut être confronté le chercheur en finance. Notons que la complexité des simulations augmente avec la complexité du modèle supposé des rentabilités boursières. C'est pourquoi, seules les situations les plus fréquemment rencontrées dans les différentes analyses sont abordées.

Dans la suite de ce travail, on distingue deux types de simulations : les simulations de Monte Carlo et les simulations de Brown et Warner (1980 et 1985). Le premier type constitue les seules vraies simulations au sens statistique. Dans ce cadre, le modèle sous-jacent des rentabilités boursières est simulé. Le chercheur maîtrise alors parfaitement les conditions de l'expérience. Les méthodes d'analyse d'événement peuvent être évaluées sur les séries de rentabilités simulées. L'inconvénient principal de cette méthode de simulation provient de l'absence d'adéquation au réel étant donné que le modèle sous-jacent ne décrit pas nécessairement correctement les vraies rentabilités boursières. C'est pourquoi, Brown et Warner (1980 et 1985) proposent un second type de simulations. Ce dernier consiste à tirer aléatoirement des séries de rentabilités boursières à partir de banque de données et à effectuer une analyse d'événement sur les séries tirées. Pour être valable, cette approche suppose que les titres tirés aléatoirement ne présentent pas d'événement à la date d'événement elle-même tirée aléatoirement. Une telle hypothèse n'est pas tenable si les simulations sont de taille importante. C'est pourquoi, elle est relâchée en supposant que les impacts des événements se compensent lors des dates tirées aléatoirement. Finalement, cette approche possède un inconvénient majeur : le chercheur ne maîtrise pas tous les paramètres de l'expérience. Par conséquent, les deux types de simulations sont utiles afin de déterminer les propriétés des statistiques en situation d'analyse d'événement.

Les simulations sont utilisées afin de déterminer et de comparer la spécification et la puissance des différentes statistiques. Analyser la spécification revient à étudier les propriétés des statistiques en l'absence d'événement. L'étude des propriétés des statistiques est plus complexe dans le cas de l'analyse de la puissance. Dans ce cas, l'impact particulier de l'événement sur la rentabilité boursière de la firme doit aussi être simulé, quel que soit le type de simulation envisagée. Dans la suite de cette section,

nous présentons une synthèse des simulations effectuées dans les cadres multivarié et univarié.

5.2.2 Les résultats des simulations dans un cadre multivarié

Spécification des méthodologies

Quelques simulations ont été effectuées afin de déterminer l'apport d'une modélisation SUR par rapport aux MCO dans un contexte multivarié, ainsi que la spécification et le pouvoir des tests développés autour des hypothèses abordées dans le chapitre 2. Les tableaux 5-1 et 5-2 résument les différents résultats des études sur les performances des modélisations multivariées. Le tableau 5-1 présente le contexte des études, notamment le nombre de réplication des simulations. Le tableau 5-2 s'intéresse aux résultats, en particulier à la spécification des modèles ainsi qu'à leur capacité de détection des événements. Même si les contextes de chacune des simulations sont différents, nous attachons à comparer leurs résultats afin de dégager un enseignement global quant aux modélisations multivariées.

La plupart des simulations effectuées montrent que les méthodologies utilisant les MCO sont bien spécifiées. Seules les études de Collins et Dent (1984) et de Ingram et Ingram (1993) trouvent que ces méthodologies sont mal spécifiées. Selon leurs résultats, la spécification des MCO est directement reliée avec le niveau de corrélation contemporaine entre les résidus de la régression. Cependant, le niveau de corrélation entre les résidus simulés à l'aide de la méthode de Monte Carlo est identique pour toute paire de titres. Or, dans ce cadre, les MCO sont inconsistants⁴⁵. Karafiath (1994) trouve que, lorsque les corrélations entre les résidus ne sont pas identiques, l'usage des MCO conduit à un modèle bien spécifié.

Les conclusions des différentes simulations sont très diverses quant à la spécification des modélisations SUR. Cinq études trouvent que l'usage des MCG conduit à une méthodologie bien spécifiée, alors que les trois autres montrent le contraire. Cette diversité de résultats s'explique par les choix effectués quant à la taille des échantillons et à la durée de la période d'étude. En effet, les études concluant à la mauvaise

⁴⁵ voir Greene (1993, p. 360).

spécification de la modélisation SUR, sont celles qui ont le plus grand rapport taille de l'échantillon - durée de la période d'événement. Pour une taille d'échantillon fixe, Chandra et Balachandran (1992) indiquent que la spécification des MCG s'améliore avec l'allongement de la période d'étude. Karafiath (1994) arrive aux mêmes conclusions en diminuant la taille de son échantillon pour une période d'événement fixe. Lorsque la période d'estimation est de 300 jours, la modélisation SUR est bien spécifiée pour un échantillon de 25 titres. En revanche, elle se retrouve mal spécifiée pour un échantillon de 50 titres.

Les méthodologies alternatives qui font appel aux régressions en portefeuille sont, comme l'indiquent les résultats de Chandra et Balachandran (1992) et Karafiath (1994), bien spécifiées. En effet les PMCO, PMCP, PMCC ou encore MCP visent à réduire le nombre de paramètres à estimer à l'intérieur de la matrice de variance-covariance. Ce résultat n'est pas surprenant car, lorsqu'il faut procéder à l'estimation de la matrice de variance-covariance, la distribution des tests d'hypothèse est asymptotiquement normale (ou suit une loi de Fisher), lorsqu'il faut procéder à l'estimation de la matrice de variance-covariance. La réduction du nombre de paramètres à estimer conduit à une convergence plus rapide vers les lois asymptotiques.

Tableau 5-1 : Résumé des principales simulations dans un cadre multivarié

Auteurs	Echantillons	Période d'étude	Méthodologies examinées	Tests implémentés
Collins et Dent (1984)	100 (10 firmes)	de 07/1975 à 08/1977	MCG, MCO	Student et Patell
Malatesta (1986)	200 (30 firmes)	de 07/1944 à 02/1971	SUR, MCO	F-Test
McDonald (1987)	250 (30 firmes)	de 1961 à 1985	MCGI, MCO	Student et ratio de vraisemblance
Butler et Frost (1992)	250 (10 firmes)	De 1976 à 1990	SUR	Student, F-Test
Chandra et Balachandran (1992)	500 (10 à 60 firmes)	Non disponible	MCG, PMCC, PMCP, PMCO	Student et F-Test
Teets et Parks (1992)	1649 (25, 50 et 75 firmes)	de 1975 à 1989	SUR	F-Test
Ingram et Ingram (1993)	1000 (10 firmes)	1988	SUR, MCO	Student et F-Test
Karafiath (1994)	1000 (25, 50 et 75 firmes)	Non disponible	SUR, PMCO, MCO, MCP	Student
Chou (1998)	1000 (5, 10 ,25 firmes)	de 1985 à 1994	SUR	Bootstrap, F-Test

Tableau 5-2 : Les principaux résultats des simulations dans un cadre multivarié

Auteurs	Période d'estimations	Spécification	Pouvoir
Collins et Dent (1984)	100 jours	MCG bien spécifié, MCO mal spécifié	Faible pouvoir
Malatesta (1986)	79 mois	SUR mal spécifié	Faible pouvoir
McDonald (1987)	79 mois ou 245 jours	SUR et MCGI bien spécifiés	Faible pouvoir, identique à MCO
Butler et Frost (1992)	100 jours	SUR mal spécifié	Non étudié
Chandra et Balachandran (1992)	Variable entre 20 et 200 jours	MCG mal spécifié PMCC, PCMO et PMCP bien spécifié	PCMP et PMCC meilleur pouvoir que PMCO
Teets et Parks (1992)	1280 jours	SUR bien spécifié	Faible pouvoir
Ingram et Ingram (1993)	250 jours	SUR bien spécifié	Bon pouvoir avec un seuil à 2%
Karafiath (1994)	300 jours	SUR bien spécifié pour 25 titres SUR mal spécifié dans les autres cas	MCP a le plus grand pouvoir
Chou (1998)	200 jours	Tests de Wald et du ratio de vraisemblance mal spécifiés <i>Bootstrap</i> meilleur pour de petits échantillons	Non étudié

Pouvoir des tests

Les études précédentes ont examiné le pouvoir des méthodologies utilisant les MCG lorsque ces dernières étaient bien spécifiées. Elles montrent que le pouvoir des MCG est faible⁴⁶. Les cas où les MCG sont bien spécifiés sont obtenus lorsque l'échantillon est de petite taille. Or le pouvoir des tests augmente avec la taille de l'échantillon comme le montre Karafiath (1994). Le pouvoir décevant des MCG est donc à attribuer à la faible taille des échantillons considérés.

Chandra et Balachandran (1992) et Karafiath (1994) trouvent que les méthodologies MCP, PMCP et PMCC ont des pouvoirs proches quelle que soit la taille de l'échantillon et que ces méthodologies ont un pouvoir plus important que les MCO et PMCO. Cependant, l'écart entre les pouvoirs des différentes méthodologies diminue lorsque la taille de l'échantillon augmente. Au seuil de 1% et pour un échantillon de 50 titres, les MCP ont un pouvoir de 95,9% et les PMCO de 88,9%⁴⁷. Lorsque l'échantillon contient 75 titres, le pouvoir des MCP est de 99,5% et celui des PMCO de 97,1%.

Le pouvoir des tests diminue lorsque la variance augmente autour de l'événement. Karafiath (1994) montre que le pouvoir des MCP n'est plus que de 14% au seuil de 1% pour un échantillon de 25 titres lorsque la matrice de variance-covariance est multipliée par quatre. L'accroissement de la taille de l'échantillon permet d'atténuer ce phénomène, mais le pouvoir des tests reste encore faible (57,1% pour les MCP au seuil de 1%) avec un échantillon de 75 titres. La diminution du pouvoir des tests est toutefois moins sensible dans le cas où une variable explicative est omise : le pouvoir des MCP est de 45,3% au seuil de 1% pour un échantillon de 25 titres et de 96,6% pour un échantillon de 75 titres.

En conclusion, les études effectuées dans un cadre multivarié tendent à montrer une mauvaise spécification des tests lorsque la matrice de variance-covariance est à estimer et que le nombre de titres dans l'échantillon est supérieur à vingt cinq. C'est pourquoi, dans la suite nous considérons les simulations effectuées dans un cadre univarié.

⁴⁶ McDonald (1987) trouve que pour un seuil de 1% le pouvoir des MCG est de 20% pour des données mensuelles et de 55% pour des données quotidiennes.

⁴⁷ voir Karafiath (1994 p 292).

5.2.3 Les résultats des simulations dans un cadre univarié

Spécification et puissance des tests

Dans le cadre de l'analyse d'événement cours terme, la plupart des études résumées dans le tableau 5-3 concluent à la bonne spécification des différents tests. Néanmoins, au seuil de 1%, Corrado (1989) trouve que les tests de Student sur les rentabilités anormales brutes et sur les rentabilités anormales standardisées sont mal spécifiés pour des tailles de portefeuille inférieures à 30. Kloek et Van Dijk (1996) confirment cette analyse en montrant que les distributions de ces deux tests ne sont pas normales pour des tailles de portefeuille égales à 50.

Les statistiques non paramétriques développées par Cowan (1992) ou Corrado et Zivney (1992) apparaissent particulièrement bien spécifiées : le test du rang proposé par Corrado (1989) est la statistique dont la distribution s'approche le plus de la loi normale. En revanche, les tests de la médiane de Kloek et Van Dijk (1996) sont mal spécifiés puisque les coefficients d'aplatissement de leurs distributions sont largement supérieur à 3. Ils préconisent donc de simuler les lois des différents tests de la médiane afin d'obtenir les valeurs critiques pour les intervalles de confiance. Une telle méthodologie se révèle particulièrement lourde à mettre en œuvre car il n'existe aucune table de valeurs critiques. En conséquence, si l'on souhaite employer ces deux tests lors d'une étude d'événement, il est nécessaire d'effectuer des simulations afin de déterminer les valeurs critiques.

Etudier la puissance des tests n'a de sens que lorsque ces mêmes tests d'hypothèses sont correctement spécifiés. Dans le cas contraire, une puissance importante peut être la conséquence d'intervalles de confiance biaisés. Dans le cadre des simulations de Brown et Warner (1980 et 1985), la puissance des tests est analysée à l'aide de l'ajout d'une performance anormale le jour de l'événement. La majorité des études s'intéressent à des performances anormales qui varient entre 0,5% et 2%, c'est-à-dire des performances économiquement réalistes. En règle générale, cette performance est identique pour tout l'échantillon afin de mesurer son impact sur les statistiques envisagées.

Afin d'analyser au mieux la puissance des tests, nous reprenons les résultats de quelques études symptomatiques : celle de Boehmer, Musumeci et Poulsen (1991) qui effectuent des comparaisons entre les tests paramétriques, celles de Cowan (1992),

Corrado et Zivney (1992) ou encore de Giaccotto et Sfiridis (1996) qui comparent les performances des tests non paramétriques à celles des tests paramétriques. Lorsqu'une rentabilité anormale de 2% est ajoutée, l'ensemble des tests statistiques détecte un événement dans 100% des cas pour un seuil de 5%.

Pour discriminer les tests, il s'agit d'ajouter des performances anormales de moindre importance. Dans le cadre paramétrique, pour une rentabilité anormale de 1% et pour des portefeuilles de 50 titres, Boehmer, Musumeci et Poulsen (1991) détectent un événement dans 92,8% des cas à l'aide du test de Student en coupe sur les résidus standardisés pour un seuil de 5%. A titre de comparaison, le test de Student classique ne détecte un événement que dans 66,4% des cas. Les résultats sont naturellement fonction du seuil de significativité, puisqu'à 1% la puissance du test de Student en coupe sur les résidus standardisés n'est plus que 75,2% et celle du test de Student classique tombe à 46,8%.

La taille des échantillons constitue aussi un facteur important dans la détection des performances anormales. Pour des portefeuilles de 50 titres et une rentabilité anormale de 1%, Corrado et Zivney (1992) montrent qu'au seuil de 5%, le test de Student sur les résidus standardisés détecte des rentabilités anormales dans 98,6% des cas, le test du rang dans 99,8% des cas et le test du signe dans 98,5% des cas. Lorsque la taille des portefeuilles est de 10, les résultats chutent à 53,5% pour le test de Student, à 53,2% pour le test du signe et à 63,3% pour le test du rang.

Les résultats des différentes études indiquent donc que le test à employer importe peu lorsque l'on anticipe une réaction d'une ampleur importante (au moins 1%) et que le nombre de titres présents dans l'échantillon est grand. En revanche, lorsque l'échantillon est de petite taille ou lorsque la réaction anticipée est faible, les simulations tendent à montrer que le test du rang est le meilleur test. Toutefois, Giaccotto et Sfiridis (1996) trouvent que le test du signe généralisé détecte des rentabilités anormales plus fréquemment que le test du rang.

Tableau 5-3 : Résumé des principales simulations dans un cadre univarié

Auteurs	Echantillons	Période d'étude	Marché	Normes examinées	Tests implémentés
Brown et Warner (1980)	250 (50 titres)	06/44-02/71 (M)	CRSP NA	Mo, Ma, MMa	J_5, J_{12}, J_{14}
Dyckman, Philbrick et Stephan (1984)	250 (de 10 à 100 titres)	05/71-08/79 (J)	CRSP NA	Mo, Ma, MMa, SW, Dim	J_5
Brown et Warner (1985)	250 (5, 20, 50 titres)	07/62-12/79 (J)	CRSP NA	Mo, Ma, MMa, SW, Dim	J_5
Klein et Rosenfeld (1987)	Non précisé (50 titres)	12/69- 12/83 (J)	CRSP NA	Mo, Ma, MMa	J_9
Ball et Torous (1988)	500 (25 titres)	62-83 (J)	CRSP NA	MMa	J_5, J_6
Boehmer, Poulsen et Musumeci (1989)	250 (50 titres)	07/62-12/87 (J)	CRSP NA	MMa	$J_5, J_7, J_9, J_{10}, J_{12}$
Corrado (1989)	1200 (10, 30 ,50 titres)	07/62-12/86 (J)	CRSP NA	MMa	J_5, J_6, J_{16}
Glascok, Henderson, Officer et Shah (1991)	Non précisé (100 titres)	63-86 (J)	CRSP NA	MMa	J_7

Signification des abréviations : NA : NYSE-AMEX ; Mo : Moyenne historique ; Ma : Marché ; Mma : Modèle de marché

Tableau 3-1 (Suite) : Résumé des principales simulations dans un cadre univarié

Auteurs	Echantillons	Période d'étude	Marché	Normes examinées	Tests implémentés
Karafiath et Spencer (1991)	1000 (50 titres)	01/64-08/86 (J)	CRSP	MMa	J_8, J_9
Corrado et Zivney (1992)	1200 (10, 50 titres)	07/62-12/86 (J)	CRSP NA	MMa	J_6, J_{13}, J_{16}
Cowan (1992)	1000 (50 titres)	07/62-12/90 (J)	CRSP NA, NASDAQ	MMa	J_{12}, J_{13}
Campbell et Wasley (1993)	250 (10, 25, 50 titres)	12/73- 12/87 (J)	CRSP NASDAQ	Mo, MMa	J_5, J_6, J_{15}
Corrado (1993)			CRSP	MMa	J_{18}
Maynes et Rumsey (1993)	295 (40 titres)	01/75-02/90 (J)	TSE Western	MMa	J_6, J_{15}
Cowan et Sergeant (1996)	1000 (50 titres)	7/62-12/93 (J)	CRSP NA, NASDAQ	MMa	$J_7, J_{10}, J_{12}, J_{15}$
Kloek et Van Dijk (1996)	2500 (50 titres)	01/86-12/92 (J)	Datastream US	MMa	$J_5, J_6, J_{15}, J_{16}, J_{17}$
Giacotto et Sfiridis (1996)	500 (50 titres)	07/62-12/93 (J)	CRSP NA	MMa	$J_5, J_7, J_{10}, J_{11}, J_{12}, J_{13}$

Signification des abréviations (suite) : SW : Ajustement de Scholes et Williams ; Dim : Ajustement de Dimson.

Changement de variance

Il est peu probable qu'un événement n'affecte que le premier moment de la distribution des rentabilités. C'est pourquoi un certain nombre d'études se sont attachées à analyser la performance des modélisations dans le cadre de changement de variance. Brown et Warner (1985) ont été les premiers à proposer un plan d'expérience qui permette la simulation d'un doublement de la variance. Leur technique consiste à modifier la rentabilité du titre le jour de l'événement :

$$R_{i,0}^* = R_{i,0} + (R_{i,-6} - \bar{R}_i)$$

où $R_{i,0}^*$ est la rentabilité modifiée,

\bar{R}_i est la rentabilité moyenne sur la période d'estimation.

Le choix de $R_{i,-6}$ est arbitraire. Sous l'hypothèse nulle, la nouvelle rentabilité anormale est nulle et sa variance est le double de celle de la rentabilité anormale le jour de l'événement. Cependant, une telle procédure suppose que la moyenne historique est un bon prédicteur de la rentabilité future. Or, Brown et Warner (1985) montrent que ce n'est pas le cas, puisque les tests associés à une norme exprimée sous forme de la moyenne sont mal spécifiés. Corrado et Zivney (1992) proposent une autre technique :

$$RA_{i,0}^* = RA_{i,0} + RA_{i,6}$$

où $RA_{i,0}^*$ est la rentabilité anormale modifiée.

Cette procédure est très similaire à celle de Brown et Warner (1985), mais elle évite l'inconvénient résultant de l'utilisation de la moyenne historique. Toutefois, lorsque les rentabilités anormales sont estimées à l'aide d'un modèle, des dépendances artificielles sont introduites entre les rentabilités anormales. Par conséquent, la variance de la rentabilité anormale modifiée n'est pas le double de celle de $RA_{i,0}$, puisqu'elle incorpore la covariance entre $RA_{i,0}$ et $RA_{i,6}$.

Boehmer, Musumeci et Poulsen (1991) proposent une méthodologie alternative qui permet la simulation de changement dans la variance autour de l'événement. Le jour de l'événement, la rentabilité anormale est remplacée de la manière suivante :

$$RA_{i,0}^* = RA_{i,0} + RA_{i,\text{sup}}$$

où $RA_{i,\text{sup}}$ est la rentabilité anormale ajoutée à des fins de simulation.

Cette rentabilité anormale est tirée aléatoirement suivant une loi normale de moyenne m et de variance kS^2 . Lorsque m est nul, la spécification des tests est analysée. Boehmer, Musumeci et Poulsen (1991) choisissent $m = 0,01$ ou $m = 0,02$ afin d'étudier la puissance. Le paramètre k associé à la variance permet de simuler des sauts de variance le jour de l'événement. Boehmer, Musumeci et Poulsen (1991) envisagent trois cas : $k = 0,5$ correspond à une augmentation de la variance de 50% ; pour $k = 1$, la variance est doublée lors de l'événement comme dans l'étude de Brown et Warner (1985) ; enfin lorsque $k = 2$, la variance triple autour de l'événement. L'approche de Boehmer, Musumeci et Poulsen (1991) diffère de celle de Brown et Warner (1980 et 1985). En effet, chez ces derniers, il n'existe pas de variation en coupe dans les rentabilités anormales introduites, puisque les performances anormales ajoutées sont des constantes. La technique de simulation proposée par Boehmer, Musumeci et Poulsen (1991) est donc plus générale que celle de Brown et Warner (1980 et 1985). Par ailleurs, elle est aussi plus réaliste. Si les rentabilités anormales étaient constantes, quel serait l'intérêt d'une décomposition de la variabilité des rentabilités anormales à l'aide de régressions en coupe. Rappelons que ces dernières sont effectuées dans toutes les recherches de manière à tester les différentes hypothèses destinées à expliquer une réaction.

Récemment, Giaccotto et Sfiridis (1996) ont proposé une méthode différente afin de simuler les changements de variance autour de l'événement. Ils considèrent quatre scénarios :

- l'augmentation ponctuelle de variance autour de l'événement,
- l'augmentation graduelle de la variance avant l'événement⁴⁸ suivie d'une diminution postérieure à l'événement,
- une augmentation permanente de la variance à l'issue de l'événement,
- une diminution permanente de la variance suite à l'événement.

⁴⁸ Voir en particulier les études de Donders et Vorst (1996) et d'Isakov et Perignon (2000) ainsi que le chapitre 6.

Les deux derniers scénarios proviennent des études effectuées sur les divisions d'actions par Ohlson et Penman (1985) ainsi que par Dravid (1987).

Giaccotto et Sfiridis (1996) modifient les rentabilités des titres autour de l'événement de la manière suivante :

$$R_t^* = s_t R_t + (1 - s_t) \bar{R}$$

où \bar{R} est la rentabilité moyenne sur la période d'estimation,

$$s_t = 1 + w(\Delta d_{it}),$$

Δd_{it} représente l'effet du changement dans le flux d'information autour de l'événement.

Giaccotto et Sfiridis (1996) effectuent deux ensembles de simulations pour lesquels $s_t = 1.25$ et $s_t = 1.5$. Le premier cas correspond à une augmentation de l'écart-type de 25% (56% d'augmentation pour la variance) alors que le second représente une augmentation de 50% de ce même écart-type, soit une progression de 125% de la variance. Si le premier cas est économiquement le plus réaliste, le second est sensiblement comparable aux simulations effectuées par Brown et Warner (1985).

Brown et Warner (1985) sont les premiers à avoir documenté les problèmes de spécification du test de Student en présence d'une augmentation de variance. Au seuil de 5% et pour des portefeuilles de taille 50, ils trouvent que l'hypothèse nulle est rejetée dans 12% des cas. Les études de Boehmer, Musumeci et Poulsen (1991), Cowan (1992) ou encore de Giaccotto et Sfiridis (1996) aboutissent à des conclusions identiques. Parmi les tests paramétriques, seuls les tests qui font intervenir la variance en coupe sont bien spécifiés. Les tests non paramétriques présentent les mêmes problèmes de spécification lorsque les rentabilités anormales ne sont pas ajustées par la variance en coupe. En revanche, dans le cas de l'ajustement, le test du rang et le test du signe de Corrado et Zivney (1992) rejettent l'hypothèse nulle dans des proportions similaires au seuil de significativité du test. Par ailleurs, Cowan (1992) trouve que le test du signe généralisé est lui aussi correctement spécifié lorsque la variance augmente.

Les scénarios distingués par Giaccotto et Sfiridis (1996) présentent des résultats semblables : le test de Student traditionnel conduit à surestimer le nombre

d'événement lors de l'augmentation de variance. A contrario, il sous-estime ce nombre lorsque la variance diminue. De même, le test du rang rejette trop fréquemment l'hypothèse nulle, mais dans des proportions inférieures au test de Student. Seuls les tests avec variance en coupe, le test du signe généralisé et la méthode Jackknife conduisent à des résultats bien spécifiés.

La puissance des tests lors d'un changement de variance est analysée de la même manière que dans la section précédente. Les résultats obtenus n'ont de sens que pour les tests bien spécifiés. Par ailleurs, ils permettent non seulement de choisir le test le plus puissant mais aussi de quantifier l'incidence d'une augmentation de variance sur le pouvoir de détection des rentabilités anormales.

Quels que soient les cas de figure envisagés dans les différentes études, lorsqu'une rentabilité anormale moyenne de 2% est ajoutée, l'événement simulé est détecté dans 100% des cas par l'ensemble des tests. En revanche, lorsque la performance anormale est moindre, autour de 1%, le test du signe généralisé apparaît comme le plus puissant, ainsi que le montrent les études de Cowan (1992) ou encore de Giaccotto et Sfiridis (1996). Ce test détecte un événement dans 85% des cas, quels que soient les scénarios présentés dans ces deux études.

Deux tests se dégagent des différentes études :

- en version paramétrique, le test de Student en coupe sur les résidus standardisés,
- en version non paramétrique, le test du signe généralisé.

Plus précisément, les tests non paramétriques sont préférés aux versions paramétriques, exception faite du test du signe traditionnel. Par ailleurs, le test du signe généralisé et le test du rang paraissent relativement équivalents puisque leur classement varie d'une étude à l'autre. Enfin, la version du signe généralisé décrite par Cowan (1992) domine systématiquement celle proposée par Corrado et Zivney (1992).

5.3 Incertitude sur la date d'événement

L'incertitude sur la date d'événement, et par conséquent les dates auxquelles une réaction peut avoir lieu, constitue l'un des problèmes les plus importants à résoudre pour le chercheur en finance. Ce problème conditionne en particulier le choix de la fenêtre d'événement, dont la taille sera fonction de l'ampleur de l'incertitude.

L'incertitude sur la date d'événement peut revêtir plusieurs formes. Ainsi, on distingue les approches de Ball et Torous (1988), Corrado (1993) ou encore plus récemment Caramanolis, Gardiol, Gibson et Tuchschnid (1999). Ces études possèdent une hypothèse commune qui consiste à fixer la fenêtre d'événement. Ball et Torous (1988) considèrent que la date d'événement est inconnue et proposent une méthodologie permettant d'estimer la probabilité que l'événement ait eu lieu à une date donnée dans la fenêtre d'événement. L'approche de Corrado (1993) est tout autre puisqu'il traite l'incertitude à l'aide de la méthode des CUSUMS. Il s'agit de déterminer la période d'agrégation temporelle dont la date de départ correspond à la date de début de la fenêtre d'événement. De plus Corrado (1993) propose un modèle de duration qui précise la forme de l'incertitude sur la fin de la période d'événement. Enfin Caramanolis, Gardiol, Gibson et Tuchschnid (1999) appliquent une méthode similaire à celle de Corrado (1993) à la différence que le point de départ de l'agrégation n'est pas fixe.

5.3.1 Modèle théorique de Ball et Torous (1988)

Ball et Torous (1988) sont les seuls à définir un cadre théorique afin de traiter le problème de l'incertitude sur les dates d'événement. Ils supposent qu'à l'intérieur d'un intervalle de temps fixe, la fenêtre d'événement, un événement a nécessairement lieu à une date donnée. Ils définissent la variable aléatoire q_t telle que :

$$\begin{cases} q_t = 1 \text{ si } t \text{ est la date d'événement} \\ q_t = 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

La probabilité d'occurrence d'un événement se définit de la manière suivante :

$$p_t = \text{prob}[q_t = 1, q_s = 0, s \in (-c, \mathbf{K}, c), s \neq t], t = -c, \mathbf{K}, c$$

où c désigne la borne de la période d'événement.

Ainsi, sous l'hypothèse que l'impact de l'événement est concentré sur une seule journée,

$$RS_{it} | q_t = 0 \sim N(0,1) \text{ et } RS_{it} | q_t = 1 \sim N(A, I^2)$$

où A est la rentabilité anormale générée par l'événement,

I^2 est le saut de variance induit par l'événement.

Le test de l'hypothèse nulle est alors défini comme un test joint :

$$\begin{cases} H_N : A = 0, I^2 = 1 \\ H_A : A \neq 0 \text{ ou } I^2 \neq 1 \end{cases}$$

Ball et Torous (1988) montrent que la distribution du vecteur des rentabilités anormales standardisées conditionnellement au vecteur $\mathbf{q} = [q_{T_1}, \mathbf{K}, q_{T_2}]$ correspond à une loi normale multivariée d'espérance $A\mathbf{q}$ et de variance $(I^2 - 1)\mathbf{q}\mathbf{q}' + I$. L'expression de la densité de la rentabilité anormale standardisée du titre i à l'instant t est un mélange de deux lois normales :

$$f(RS_{it}) = p_t \frac{1}{\sqrt{2p}I^2} \exp\left[-\frac{(RS_{it} - A)^2}{2I^2}\right] + (1 - p_t) \frac{1}{\sqrt{2p}} \exp\left[-\frac{RS_{it}^2}{2}\right].$$

Par conséquent, les distributions inconditionnelles des rentabilités anormales standardisées ne sont ni normales, ni identiquement distribuées, ni indépendantes. Ball et Torous (1988) dérivent l'expression de l'espérance et de la variance inconditionnelles des rentabilités anormales standardisées.

$$E(RS_{it}) = p_t A,$$

$$Var[RS_{it}] = 1 + A^2(p_t - p_t^2) + p_t(I^2 - 1),$$

$$Cov(RS_{it}, RS_{is}) = -A^2 p_s p_t.$$

Ces expressions sont très intéressantes lorsqu'elles sont analysées du point de vue des sauts de variance. En effet, elles montrent que ce n'est pas nécessairement l'événement qui est le seul responsable d'un éventuel saut de variance. Ce dernier peut aussi provenir de l'incertitude liée à la date d'événement. Enfin, les rentabilités anormales standardisées sont négativement liées.

5.3.2 Estimation du modèle

Il s'agit d'estimer le vecteur qui contient la rentabilité anormale générée par l'événement, le saut de variance induit, ainsi que les probabilités d'occurrence de l'événement pour chaque jour de la fenêtre. Notons RS la matrice des rentabilités anormales standardisées :

$$RS = \begin{bmatrix} RS_1 \\ \mathbf{M} \\ RS_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} RS_{1T_1} & \mathbf{L} & RS_{1T_2} \\ \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ RS_{NT_1} & \mathbf{L} & RS_{NT_2} \end{bmatrix}$$

La densité jointe de RS s'exprime de la façon suivante :

$$f(RS) = \prod_{i=1}^N f(RS_i)$$

$$\text{où } f(RS_i) = \sum_{t=T_1}^{T_2} p_t g_t(RS_i),$$

$$g_t(RS_i) = f(RS_i | q_t = 1).$$

Ball et Torous (1988) montrent que maximiser le logarithme de la fonction de vraisemblance revient à résoudre le système d'équations suivant :

$$\hat{p}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{p}[t | RS_i] \quad \forall t \in [T_1, \mathbf{K}, T_2], \quad (5.5)$$

$$\hat{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{t=T_1}^{T_2} \hat{p}[t | RS_i] RS_{it}, \quad (5.6)$$

$$\hat{I}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{t=T_1}^{T_2} \hat{p}[t | RS_i] (RS_{it} - \hat{A})^2. \quad (5.7)$$

$\hat{p}[t | RS_i]$ désigne la probabilité a posteriori de l'occurrence d'un événement à la date t pour la firme i . Par conséquent, en appliquant le théorème de Bayes, il vient que :

$$\hat{p}[t | RS_i] = P[q_t = 1 | RS_i] = \frac{p_t g_t(RS_i)}{f(RS_i)}$$

Ainsi \hat{p}_t représente la probabilité moyenne a posteriori qu'un événement ait lieu à la date t . \hat{A} est la moyenne pondérée des rentabilités standardisée et \hat{I}^2 la moyenne pondérée de la somme des carrés des écarts à \hat{A} .

Le système d'équations de (5.5) à (5.7) sert de base à l'algorithme EM de Dempster, Laird et Rubin (1977). A partir d'une estimation initiale des paramètres, Ball et Torous (1988) estiment $\hat{p}[t|RS_i]$ qui est utilisé à l'intérieur des équations (5.5), (5.6) et (5.7) pour modifier l'estimation des paramètres. L'algorithme est itéré jusqu'à l'obtention d'une convergence satisfaisante.

5.3.3 Incertitude et cumul des rentabilités

Corrado (1993) propose une modélisation de l'incertitude qui suppose que la rentabilité anormale v est distribuée uniformément à l'intérieur d'une fenêtre qui débute en T_1 . Cette période d'événement est toutefois d'une durée aléatoire. Corrado (1993) propose de modéliser cette dernière à l'aide d'une distribution de Rayleigh. Une telle distribution est caractérisée par la fonction de répartition suivante :

$$F(t) = \int_0^t \left(\frac{2s}{I} \exp\left(-\frac{s^2}{I}\right) \right) ds$$

où I est le paramètre de la distribution,

s représente la durée aléatoire de la période d'événement,

$$E(s) = \sqrt{\frac{Ip}{4}}.$$

Le choix de la distribution de Rayleigh est effectuée, par Corrado (1993), essentiellement pour des raisons *ad hoc*. En effet, cette distribution appartient à la famille des distributions de Weibull⁴⁹ qui sont très largement employées dans les modèles de durée. La démarche reste toutefois identique si une autre distribution est sélectionnée.

A l'aide des hypothèses précédentes, Corrado (1993) montre que :

$$E(g_{it}|s) = \begin{cases} v/s & \text{pour } t \leq s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Ainsi, l'espérance inconditionnelle des rentabilités anormales par unité de temps s'écrit :

$$\begin{aligned} v_t &= E\left(\frac{V}{s} \mid s \geq t\right) \Pr(s \geq t) \\ &= v \sqrt{\frac{p}{I}} \left(1 - \Phi\left(t \sqrt{\frac{2}{I}}\right)\right) \end{aligned}$$

où Φ désigne la fonction de répartition d'une loi normale centrée réduite.

Corrado (1993) propose un test de l'hypothèse nulle : $v = 0$ contre l'hypothèse alternative $v > 0$. Un test optimal est dérivé : il repose sur une modification des rentabilités anormales cumulées par des poids.

$$QR_i = \sum_{t=T_1}^{T_2} w_t g_{it}$$

où w_t désigne le poids attribué au jour t .

La variance est donnée par :

$$Var(QR_i) = s_i^2 \left(\sum_{t=T_1}^{T_2} w_t^2 + \frac{\left(\sum_{t=T_1}^{T_2} w_t\right)^2}{J} + \frac{\left(\sum_{t=T_1}^{T_2} w_t R_{mt} - \bar{R}_{mJ} \sum_{t=T_1}^{T_2} w_t\right)^2}{\sum_{t=T_1}^{T_2} (R_{mt} - \bar{R}_{mJ})^2} \right)$$

$$\text{où } \bar{R}_{mJ} = \frac{1}{J} \sum_{t=T_1}^{T_2} R_{mt},$$

$$J = T_2 - T_1 + 1.$$

Il reste à déterminer les poids w_t . Ceux-ci sont obtenus en maximisant l'espérance de performance anormale standardisée sur la fenêtre d'événement.

$$\max_{w_t} \left\{ \frac{\sum_{t=T_1}^{T_2} w_t v_t}{\left(\sum_{t=T_1}^{T_2} w_t^2 + \frac{\left(\sum_{t=T_1}^{T_2} w_t\right)^2}{J} + \frac{\left(\sum_{t=T_1}^{T_2} w_t R_{mt} - \bar{R}_{mJ} \sum_{t=T_1}^{T_2} w_t\right)^2}{\sum_{t=T_1}^{T_2} (R_{mt} - \bar{R}_{mJ})^2} \right)} \right\}$$

⁴⁹ Pour plus de précisions sur les modèles de durée, voir Greene (1993, p. 716-726).

Corrado (1993) montre que les poids optimaux sont obtenus par la formule suivante :

$$w_i^* = cV_i$$

Le paramètre c est choisi de telle manière que la somme des poids soit normée à 1.

Une fois les poids calculés, il suffit d'agréger les rentabilités anormales cumulées $Q\hat{R}_i$ afin de former une statistique de Student avec variance en coupe :

$$J_{18} = \frac{\sqrt{N}Q\hat{R}A}{Var(Q\hat{R}A)}$$

$$\text{où } Q\hat{R}A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Q\hat{R}_i,$$

$Var(Q\hat{R}A)$ désigne l'estimateur de la variance en coupe de $Q\hat{R}_i$.

5.4 Données irrégulièrement espacées

5.4.1 Importance des données irrégulièrement espacées

Les données irrégulières constituent un des problèmes majeurs susceptibles d'affecter la spécification et la puissance des tests. Ce type de problème peut se rencontrer dans l'ensemble des études empiriques, y compris les études effectuées sur le marché américain qui est le plus liquide au monde. Dans un article récent, Lesmond, Ogden et Trzcinka (1999) s'intéressent aux données manquantes de la banque fournie par le *Center for Research in Security Prices* (CRSP). A première vue, les titres cotés sur le NYSE et l'AMEX ont peu de rentabilités manquantes. Toutefois, les procédures utilisées par le CRSP cachent une réalité fort différente. En effet, en l'absence de cotation, le CRSP remplace le prix de clôture par la moyenne entre le prix offert et le prix demandé⁵⁰. Lesmond, Ogden et Trzcinka (1999) distinguent sept cas en fonction de la rentabilité, du volume de transaction, et de l'écart entre prix offert et prix demandé. Le tableau 5-4 résume l'ensemble de ces cas.

⁵⁰ Un tel cas est cependant signalé par un prix négatif. En revanche, les rentabilités ne peuvent pas être distinguées.

Tableau 5-4 : Classification des rentabilités de la banque CRSP

Cas	Rentabilité	Volume	Observations
1	Non nulle	Positif	Variation des prix offert et demandé
2	Non nulle	Positif	Le prix de clôture a changé du prix offert au prix demandé ou inversement. Prix offert et demandé inchangés.
3	Nulle	Positif	Les deux derniers prix de clôture sont soit le prix offert soit le prix demandé. La fourchette est inchangée.
4	Nulle	Positif	Le prix de clôture n'est ni le prix offert ni le prix demandé.
5	Non nulle	Nul	Variations des prix offert et demandé.
6	Non nulle	Nul	Les prix offert et demandé sont inchangés
7	Nulle	Nul	Le volume précédent est nul, les prix offert et demandé sont inchangés

Suivant Lesmond, Ogden et Trzcinka (1999), le nombre de rentabilités nulles ou données manquantes est à déterminer à partir des catégories 2, 3, 4, 6, 7. Lesmond, Ogden et Trzcinka (1999) montrent à l'aide de déciles formés sur la capitalisation boursière, qu'entre 1988 et 1990, les firmes de petites tailles du NYSE et de l'AMEX présentent, en moyenne, 54,09% de données manquantes effectives. Ce rapport chute à 13,62% pour les firmes de grande taille.

L'expression « données irrégulières » regroupe deux notions différentes : les données manquantes, et les faibles volumes de transaction. Si les données manquantes ne sont qu'un cas limite de faibles volumes de transaction, à savoir un volume nul, leur traitement empirique diffère, étant donné que la rentabilité existe même lorsque le volume de transaction est faible. C'est pourquoi, nous abordons dans la suite cette section les problèmes liés à l'asynchronisme des données ainsi que ceux liés à l'absence de rentabilités à certaines dates.

5.4.2 Asynchronisme des données

On suppose que les « vraies » rentabilités du titre i sont décrites par le modèle de marché :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + e_{it}$$

Les hypothèses du modèle sont identiques à celles effectuées dans le chapitre 2. Nous supposons que les rentabilités observées sont de la forme :

$$R_{it}^o = \sum_{k=0}^p q_{i,t-k,k} R_{it-k}$$

où $q_{i,t,k}$ et $q_{j,i,l}$ sont indépendants $\forall i \neq j, t, i, k, l$,

$q_{i,t,k}$ est indépendant de R_{mi} et de $e_{j,i}$ $\forall i, j, t, i, k$,

$$E(q_{i,t,k}) = E(q_{i,i,k}) \quad \forall i, t, i, k,$$

$$E\left(\sum_{k=0}^p q_{i,t,k}\right) = 1 \quad \forall i, t.$$

La relation entre les rentabilités observées et les « vraies » rentabilités est définie à l'aide des variables aléatoires $q_{i,t,k}$. Ces dernières permettent la modélisation du retard lié aux frictions dans le processus d'échange (voir Cohen, Hawawini, Maier, Schwartz et Whitcomb (1983)). En particulier, elles modélisent le fait que la « vraie » rentabilité R_{it} a un impact sur la rentabilité observée en t et sur les p périodes suivantes. Si $q_{i,t,k}$ n'est pas nul pour $k > 0$ et si ces variables sont différentes d'une firme à l'autre, alors les rentabilités observées vont s'ajuster de manière asynchrone au mouvement des « vraies » rentabilités. Un tel phénomène introduit des dépendances sérielles de premier ordre dans les rentabilités observées et les bêtas observés sont biaisés. C'est pourquoi Cohen, Hawawini, Maier, Schwartz et Whitcomb (1983) montrent qu'un estimateur consistant du « vrai » bêta est :

$$\hat{b}_i = \frac{\sum_{k=-p}^p \hat{b}_{ik}^o}{\sum_{k=1}^p \hat{r}_{m,-k}^o + 1 + \sum_{k=1}^p \hat{r}_{m,k}^o} \quad (5.8)$$

où $\hat{r}_{m,k}^o$ désigne l'estimateur du coefficient d'autocorrélation observé du marché obtenu à partir des $T - k$ dernières observations,

$\hat{r}_{m,-k}^o$ l'estimateur du coefficient d'autocorrélation observé du marché obtenu à partir des $T - k$ premières observations,

$$\hat{b}_{ik}^o \text{ l'estimateur de } b_{ik} = \frac{\text{cov}(R_{it+k}^o, R_{mt}^o)}{\text{var}(R_{mt}^o)}.$$

Cette formule généralise les travaux de Scholes et Williams (1977) et ceux de Fowler et Rorke (1983). Elle montre, par ailleurs, que le bêta estimé suivant Dimson (1979) est inconsistant.

Choix du nombre de retard

Les études précédentes n'examinent pas le choix du paramètre p , le nombre de retard et d'avance à introduire dans la modélisation. Ce choix résulte très largement de considérations empiriques. En fait, il est directement lié à l'existence de corrélations croisées. Cohen et al. (1983) trouvent que les corrélations croisées ne diminuent que graduellement lorsque l'intervalle de calcul des rentabilités augmente au-delà du retard maximum. Denis et Kadlec (1994) en déduisent que le choix d'un paramètre p grand s'impose même pour les titres fréquemment échangés. Cette déduction se trouve confortée par les travaux empiriques de Mech (1993). Ce dernier s'intéresse à l'autocorrélation des portefeuilles. Il montre, à partir de titres provenant du NASDAQ, que l'autocorrélation peut être significative jusqu'à des profondeurs de l'ordre de trois semaines.

Denis et Kadlec (1994) utilisent la méthode développée par Dimson (1979) puis par Fowler et Rorke (1983) afin d'étudier le comportement du risque systématique autour des augmentations de capital et des rachats d'actions. Les analyses qui avaient précédemment été effectuées tendaient à montrer une augmentation significative du risque systématique lors des augmentations de capital et une diminution significative de ce même risque systématique lors des rachats d'actions. L'introduction d'une meilleure estimation du risque systématique permet à Denis et Kadlec (1994) de montrer qu'il n'en est rien. En effet, plus aucun changement n'est significatif lorsque le paramètre p est au moins égal à 10. En revanche, lorsque le nombre de retards

n'est pas assez important (2 ou 5), les résultats présentés sont proches de ceux obtenus avec les MCO. Ils relient l'apparente modification des bêtas estimés par MCO avec le changement dans la structure des transactions. En particulier, ils montrent que l'augmentation du volume de transaction autour de l'événement explique l'augmentation du risque systématique estimé par MCO.

D'une manière identique, Vijh (1994) applique la méthode de Scholes et Williams (1977) et son extension par Cohen et al. (1983) à l'étude de la modification du risque systématique pour les titres introduits dans l'indice SP500. A l'aide de données quotidiennes, il conclut simultanément à une augmentation du volume de transaction ainsi qu'à une augmentation du risque systématique même lorsque ce dernier est proprement mesuré. Cette conclusion peut apparaître contraire à celle de Denis et Kadlec (1994). Cependant, les retards considérés par Vijh (1994) ne dépassent pas 5 jours. Et Denis et Kadlec (1994) de conclure que le paramètre p n'est alors pas assez élevé.

5.4.3 Données manquantes

Les données manquantes sont un cas particulier des données asynchrones. En effet, l'absence de données correspond à l'asynchronisme poussé à son extrême. Cependant les techniques qui permettent de traiter le problème des données manquantes ne sont pas dérivées des méthodes exposées ci-dessus. On peut distinguer deux types de techniques visant à remédier au problème des données manquantes : la reconstitution de cours et le passage du temps calendaire au temps des transactions.

Méthodes de remplacement

Le remplacement des données manquantes par des données « simulées » a notamment été étudié par Hachette et Mai (1991) sur le marché français. Pour ce faire, ils distinguent quatre méthodes susceptibles de pallier l'absence de cotation : la méthode du prédécesseur, celle du successeur, la répartition uniforme et enfin le lissage exponentiel. La méthode du prédécesseur suppose implicitement que les prix des titres constituent une marche aléatoire. Le prix d'aujourd'hui est donc la meilleure prévision pour le prix de demain. Ainsi,

$$E(P_{t+1}) = P_t$$

Le cours manquant \hat{P}_{t+1} est donc remplacé par le dernier cours disponible.

$$\hat{P}_{t+1} = P_t$$

La méthode du successeur est identique à la précédente. Elle est préférée dans le cas où le premier cours est manquant. En effet, elle consiste à remplacer \hat{P}_{t+1} par le premier cours immédiatement disponible.

$$\hat{P}_{t+1} = P_{t+2}$$

Pour résumer les différences entre ces deux méthodes, considérons le cas où les prix sont disponibles en t et $t+2$. Le prix en $t+1$ est, quant à lui, manquant. On note $R_{t,t+2}$ la rentabilité calculée entre les deux prix existants. Les différentes méthodes de reconstitution des prix impliquent donc que :

- Prédécesseur : $\hat{R}_{t,t+1} = 0$ et $\hat{R}_{t+1,t+2} = R_{t,t+2}$,
- Successeur : $\hat{R}_{t,t+1} = R_{t,t+2}$ et $\hat{R}_{t+1,t+2} = 0$.

L'inconvénient majeur d'une telle forme de reconstitution réside dans l'introduction d'un grand nombre de zéros dans la série des rentabilités lorsque le titre est peu échangé. C'est pourquoi d'autres techniques, parmi lesquelles la méthode de répartition uniforme, ont été envisagées. Cette dernière a pour but de répartir la rentabilité observée entre deux prix disponibles de manière uniforme sur l'ensemble de la période. Ainsi,

$$\hat{p}_{t+j} = p_t + \frac{p_{t+k} - p_t}{k} j$$

où p_t désigne le logarithme du dernier prix disponible avant \hat{p}_{t+j} ,

p_{t+k} le logarithme du premier prix disponible après \hat{p}_{t+j} .

Une telle définition n'est valable que lorsque les rentabilités sont exprimées sous une forme logarithmique. Pour chaque période entre t et $t+k$, la rentabilité est identique et est égale à $\frac{1}{k} R_{t,t+k}$.

Hachette et Mai (1991) proposent d'appliquer la méthode du lissage exponentiel, présentée notamment par Gouriéroux et Monfort (1990), à la reconstitution des données manquantes. Cette méthode n'est en fait qu'un filtre causal RII fort employé pour le traitement des séries chronologiques. Son expression est la suivante :

$$\hat{P}_{t+1} = \sum_{j=0}^{t-1} a(1-a)^j P_{t-j}$$

La constante de lissage a est choisie entre 0 et 1. Plus a est proche de 1, plus le poids des observations récentes est important. Selon Gouriéroux et Monfort (1990), les valeurs de a les plus fréquemment employées se situent entre 0,2 et 0,3. Il est cependant possible de définir une valeur optimale pour la constante de lissage en minimisant la norme de la différence entre les prix réels disponibles et les prix prévus par la méthode aux mêmes instants.

Hachette et Mai (1991) effectuent des simulations afin de déterminer la meilleure méthode de remplacement. Ils supposent que les prix suivent une marche aléatoire et que l'aléa est normalement distribué avec un écart-type annuel de 30%. Ils simulent 1000 séries qui contiennent chacune 3496 données. Puis, ils sélectionnent les prix manquants par tirage aléatoire suivant une loi uniforme. Le pourcentage de prix manquants peut varier entre 1 et 10% par expérience. Les prix manquants sont alors remplacés à l'aide des méthodes précédemment citées. La comparaison est effectuée grâce à la définition de deux distances entre la série reconstituée et la série initiale. Ces distances correspondent à des normes de type L_1 et de type L_2 . Hachette et Mai (1991) trouvent que la méthode de lissage exponentiel est de loin la plus mauvaise et que c'est la méthode de répartition uniforme qui fournit les meilleurs résultats. Leurs résultats appellent deux remarques. Tout d'abord, le choix de la constante de lissage a pour la méthode exponentiel est fixé arbitrairement à 0,3. Ceci peut expliquer les mauvais résultats de cette méthode car la constante n'est pas choisie de manière optimale. La seconde remarque porte sur le plan d'expérience. Hachette et Mai (1991) travaillent sur des données simulées. Leurs résultats ne sont pas, hélas, directement applicables à l'analyse d'événement puisqu'il n'a pas été montré que la méthode de répartition uniforme conduit à une méthodologie bien spécifiée en analyse d'événement. Au contraire, dans une étude portant sur le marché américain, Maynes et Rumsey (1993) montrent que la méthode de répartition

uniforme comme la méthode du prédécesseur mènent à des résultats mal spécifiés. En conclusion, les méthodes de remplacement des données manquantes ne sont pas satisfaisantes.

Le temps des transactions

Dimson et Marsh (1986) sont parmi les premiers à appliquer une modification du temps calendaire afin de traiter le problème des données manquantes. La démarche consiste à ne considérer que les instants où le titre est transigé et à calculer la rentabilité du marché entre les différents instants ainsi formés. Heinkel et Kraus (1988) définissent le cadre théorique qui permet une application à l'analyse d'événement. Considérons trois instants t , $t+1$, $t+2$. Supposons, de plus, que la rentabilité des titres est parfaitement décrite par le modèle de marché. Ainsi,

$$R_{t,t+1} = a + bR_{mt,t+1} + e_{t,t+1}$$

$$R_{t+1,t+2} = a + bR_{mt+1,t+2} + e_{t+1,t+2}$$

Les deux formules précédentes décrivent la « vraie » rentabilité. Supposons maintenant que le titre n'est pas échangé en $t+1$. La rentabilité peut cependant être calculée entre les instants t et $t+2$. Si les rentabilités sont logarithmiques, alors

$$R_{t,t+2} = R_{t,t+1} + R_{t+1,t+2} = 2a + bR_{mt,t+2} + e_{t,t+1} + e_{t+1,t+2}$$

De plus, si les termes d'erreurs sont de variance identique, alors

$$Var(e_{t,t+1} + e_{t+1,t+2}) = 2Var(e_{t,t+1}).$$

Il est possible de généraliser la démonstration précédente au cas où la cotation d'un titre est absente pendant k jours.

$$R_{t,t+k} = ka + bR_{mt,t+k} + u_t$$

$$\text{où } u_t = \sum_{s=0}^{k-1} e_{t+s,t+s+1},$$

$$Var(u_t) = ks_e^2.$$

L'estimation du modèle s'effectue en régressant la série des rentabilités mesurées d'un titre sur la série synchronisée des rentabilités du marché et un vecteur contenant la durée de chaque intervalle de calcul. Il est à remarquer que la synchronisation du

marché est spécifique à chaque firme de l'échantillon. Les moindres carrés pondérés sont employés lors de cette estimation puisque la variance des termes d'erreur n'est pas identique au cours du temps mais fonction de l'intervalle de calcul. Heinkel et Kraus (1988) montrent qu'il est toutefois possible de procéder à l'estimation du modèle à l'aide des MCO. Il suffit de standardiser le modèle par la racine carré de l'intervalle de calcul. Ainsi,

$$\frac{R_{i,t+k}}{\sqrt{k}} = \sqrt{k}a + b \frac{R_{mt,t+k}}{\sqrt{k}} + \frac{u_t}{\sqrt{k}}$$

$$\text{où } \text{Var}\left(\frac{u_t}{\sqrt{k}}\right) = s_e^2$$

Heinkel et Kraus (1988) mentionnent que l'indice de marché est lui-même composé de titres qui ne sont pas nécessairement échangés à chaque période. Ils suggèrent donc une procédure itérative où la rentabilité de chaque titre de l'indice est reconstituée à l'aide du modèle de marché et des informations disponibles. Cette procédure est itérative car reconstituer les séries complètes des rentabilités de chaque titre modifie la série de rentabilités de l'indice. En conséquence, la procédure est répétée jusqu'à obtention d'une convergence correcte. Cette procédure est particulièrement lourde en terme de coût de calcul, même si la convergence est atteinte en trois itérations comme dans l'exemple fourni par Heinkel et Kraus (1988). De plus, il est nécessaire de connaître la composition exacte de l'indice. Pour les indices fournis par le CRSP, le SP500 ou encore le SBF250, la chose n'est pas aisée. Ceci signifie que la méthodologie de Heinkel et Kraus (1988) implique la constitution d'un nouvel indice de marché.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des considérations pratiques quant à l'implémentation des études d'événement. Plusieurs enseignements sont à tirer. En premier lieu, la modélisation multivariée présentée dans le deuxième chapitre connaît des difficultés en matière d'implémentation. En effet, la matrice de variance-covariance des erreurs du modèle de régression doit être estimée. Or, si l'on souhaite que les méthodologies soient bien spécifiées, le nombre de rentabilités dans chaque série nécessaires à l'estimation croit avec le nombre de firmes dans l'échantillon. Il

est à noter que cette croissance n'est pas linéaire, mais plutôt de type puissance. Par conséquent, les modélisations SUR semblent être à éviter sauf dans le cas de petits échantillons. Dans le cas d'échantillons de taille importante, deux solutions s'offrent aux chercheurs. Soit on suspecte des niveaux de corrélations importants, et dans ce cas on considérera la méthode de PMCC, qui permet la réduction du nombre de termes à estimer dans la matrice de variance-covariance. Soit les corrélations sont faibles, et dans ce cas on estimera le modèle à l'aide des MCO.

Dans ce dernier cas, nous avons examiné les performances des statistiques destinées à tester l'impact moyen de l'événement sur la rentabilité des titres. Trois tests sont ressortis des différentes simulations, qui envisage différents cas de figures comme des sauts de variance autour de l'événement. Ce sont la statistique paramétrique de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991), le test du signe généralisé et le test du rang de Corrado et Zivney (1992). Dans toute étude, nous devrions connaître les résultats associés à une statistique paramétrique et à une statistique non paramétrique.

Enfin, deux cas nous ont particulièrement intéressé : le cas des données irrégulièrement espacées et les problèmes liés à l'incertitude sur la date d'événement. Le premier cas concerne un très grand nombre d'études, effectuées notamment sur les marchés européens. Nous avons montré que la méthodologie de Heinkel et Kraus (1988) qui consiste à synchroniser les rentabilités du titre avec celles du marché constitue une solution simple et facile d'emploi pour l'ensemble de ces études. En revanche, les problèmes liés à l'incertitude sur la date d'événement et par conséquent sur la fenêtre d'événement sont plus complexes. Deux solutions sont envisageables. L'utilisation d'une fenêtre de taille importante est une possibilité. L'autre alternative provient de l'étude de Corrado (1993). Sa méthode permet la détermination de l'intervalle sur lequel la réaction a lieu.

6 L'analyse d'événement long terme : enjeux et techniques

L'analyse d'événement long terme, introduite par Ibbotson (1975), s'est particulièrement développée à la suite de la recherche de Ritter (1991). La mise en évidence de réactions sur le long terme a fortement ébranlé le concept de l'efficience des marchés. De plus, comme le montrent Kothari et Warner (1997), l'approche standard des études d'événement qui consiste à utiliser la prévision du modèle de marché comme norme n'est plus fiable dans le cas du long terme. C'est pourquoi d'autres techniques comme la constitution de portefeuilles de contrôle ou la sélection de firmes de contrôle pour mesurer la performance anormale ont été développées. Nous montrons comment prendre en compte les éventuels dépendances en coupe entre les rentabilités anormales des titres de l'échantillon. Par ailleurs, il est possible de former des portefeuilles à l'aide des firmes qui subissent un événement. Ces dernières sont introduites à la suite de l'événement et retirées du portefeuille après une durée définie par le chercheur.

6.1 Efficience et performance long terme

Dans cette section, nous nous intéressons à la remise en cause du concept d'efficience à la lumière des résultats des études d'événements sur le long terme ainsi que des travaux sur les stratégies contraires et momentum. Nous exposons deux modèles d'ordre théorique destinés à rendre compte des phénomènes de sur- ou sous-réaction. Enfin, nous critiquons cette approche à l'aide de la contribution de Fama (1998).

6.1.1 Résultats empiriques

Jusqu'au début des années quatre-vingt, la théorie de l'efficience des marchés financiers, initiée notamment par Fama (1970), était acceptée par l'ensemble de la communauté scientifique financière. Cependant, le paradigme de l'efficience des marchés fut mis à mal par des recherches tendant à montrer que les rentabilités

boursières sont prévisibles en série temporelle. DeBondt et Thaler (1985) sont les premiers à montrer la profitabilité des stratégies contraires. Ils les définissent en classant chaque année les titres selon leur performance passée sur les 5 années précédentes et en formant des portefeuilles à investissement nul où les titres ayant connu la meilleure performance sont vendus et ceux qui ont connu la performance la plus désastreuse, achetés. Par la suite, Lehmann (1990) et Lo et McKinlay (1990) montrent que les stratégies contraires sont profitables sur le court terme (une semaine à un mois). Bacmann et Dubois (1998) trouvent, quant à eux, que ces résultats sont aussi valables sur le marché français. De plus, la performance des stratégies contraires peut être décomposée et analysée (Lo et McKinlay (1990), Jegadeesh et Titman (1995) et Bacmann et Dubois (1998)). Les études effectuées concluent que la performance des stratégies contraires court terme semble provenir d'une composante de sur-réaction des marchés.

Par ailleurs, Jegadeesh et Titman (1993) trouvent que les stratégies momentum, indicatrices de la sous-réaction des marchés, sont profitables à moyen terme. Ces dernières consistent à acheter les titres ayant connu une bonne performance sur le passé et à vendre à découvert les titres ayant connu une mauvaise performance. Conrad et Kaul (1998) sur le marché américain, ainsi que Bacmann et Dubois (2000) au cours de la même période sur le marché suisse, examinent la performance des stratégies momentum et concluent que leur profitabilité provient essentiellement de la dispersion en coupe des espérances de rentabilités. Jegadeesh et Titman (2001) montrent que les conclusions de Conrad et Kaul (1998) sont erronées et qu'il est prématuré d'attribuer la profitabilité des stratégies momentum à la dispersion en coupe des espérances de rentabilités. Par ailleurs, la profitabilité des stratégies momentums semble être reliée aux cycles économiques. Selon Chordia et Shivakumar (2000), les stratégies momentum sont profitables dans les périodes d'expansion du cycle économique américain. Dans une étude internationale sur l'ensemble des pays du G7, Bacmann, Dubois et Isakov (2001) généralisent ce résultat. Par ailleurs, ils montrent que la dispersion en coupe des espérances de rentabilités est aussi fonction du cycle économique. Elle est notamment plus importante dans les phases d'expansion, période où les stratégies momentum sont profitables.

Parallèlement, des études ont tenté d'examiner l'impact d'événements sur le long terme. Fama (1998) classe ces différentes études en deux catégories : celles qui valident la sur-réaction des marchés et celles qui valident la sous-réaction de ces mêmes marchés. Le tableau 9-1 présente le classement de différents événements en fonction de la performance long terme avant l'événement, de la rentabilité anormale constatée à l'annonce et de la performance long terme après l'événement. Chaque événement est alors classé en deux catégories : sur-réaction et sous-réaction. D'une manière générale, la première catégorie correspond à un renversement dans la réaction entre la période avant l'annonce et la période après l'annonce. C'est le cas des augmentations de capital. La sous-réaction peut se définir comme la continuation d'une réaction. Ainsi, les divisions d'actions sont caractérisées par une performance anormale positive avant, pendant et après l'événement. Les suppressions de dividendes présentent une performance anormale négative persistante.

En analysant le tableau 6-1, nous constatons que l'ensemble des événements induisent une réaction long terme. Or une telle constatation est contraire à l'efficience de forme semi-forte. En effet, si une réaction anormale peut être justifiée sur le court terme, elle n'a aucune raison d'exister sur le long terme. Cette conclusion a amené certains chercheurs à reconsidérer la théorie de l'efficience des marchés et à s'orienter vers des explications de type comportementale. Cependant, pour rejeter l'efficience des marchés, il est nécessaire de définir un modèle normatif. Or, comme le remarquent Loughran et Ritter (2000), l'emploi d'un modèle empirique, tel que des portefeuilles de contrôle, ne permet pas de tester l'efficience des marchés. Une telle procédure permet seulement de relier des phénomènes entre eux.

Tableau 6-1 : Résultats des études d'événement long terme (source : Fama (1998)).

Événement	Rentabilité pré-événement long terme	Rentabilité à l'annonce	Rentabilité post-événement long terme	Classification Fama (1998)
Introduction en bourse	ND	+	-	Sur-réaction
Augmentation de capital	+	-	-	Sur-réaction
Fusion (Firmes acquéreuses)	+	0	-	Non classé
Initiation de dividendes	+	+	+	Sous-réaction
Suppression de dividendes	-	-	-	Sous-réaction
Annonce de bénéfices	ND	+	+	Sous-réaction
Changement de place de cotation	+	+	-	Sur-réaction
Rachat d'actions (open market)	0	+	+	Sous-réaction
Rachat d'actions (tender offer)	0	+	+	Sous-réaction
Division d'actions	+	+	+	Sous-réaction
Spin-off	+	+	+ (ou 0)	Sous-réaction

ND : non disponible.

6.1.2 L'apport de la finance comportementale

La finance comportementale connaît actuellement un très grand essor sous l'impulsion des études de Barberis, Shleifer et Vishny (BSV 1998), Daniel, Hirshleifer et Subramanyam (DHS 1998), Odean (1998) ou encore Hong et Stein (1999). Ces différentes études tentent d'expliquer l'existence de sur et sous-réaction dans les cours boursiers. De ce fait, elles fournissent des théories alternatives à l'efficience, qui repose en partie sur la rationalité de l'ensemble des intervenants sur le marché. Les modèles développés par BSV et par DHS s'appuient sur l'introduction de biais psychologiques chez les investisseurs. Hong et Stein (1999) ont une approche différente : les phénomènes de sur- et sous-réaction proviennent des interactions entre les investisseurs qui étudient naïvement les

informations sur la valeur fondamentale des firmes et ceux qui suivent naïvement les tendances des prix. Cependant, seuls BSV et DHS développent des modèles directement applicables et testables en analyse d'événement long terme⁵¹.

Le modèle de Barberis, Schleifer et Vishny (1998)

Le modèle de BSV tente d'introduire deux concepts psychologiques :

- le biais de représentativité de Kahneman et Tversky (1982), où les individus donnent un poids trop important aux résultats obtenus à partir des données récentes et un poids faible aux propriétés de la population,
- le conservatisme dû à Edwards (1968) où les modèles sont mis à jour lentement en présence de nouvelles découvertes.

Le modèle de BSV repose sur l'hypothèse que les bénéfices suivent une marche aléatoire. Toutefois, les investisseurs supposent que les bénéfices ne sont pas issus d'une marche aléatoire mais d'un des deux régimes suivants. Dans le régime 1, que les investisseurs estiment être le plus probable, les bénéfices proviennent d'un processus de retour à la moyenne. Ainsi, une augmentation subite des bénéfices est plus probablement suivie d'une réduction de ces bénéfices à la période suivante. Le régime 1 tend donc à générer du conservatisme. Un investisseur qui utilise le modèle 1, ne réagit pas suffisamment à une augmentation de bénéfice puisqu'il s'attend à une baisse de ces bénéfices lors de la prochaine période. Dans le régime 2, les bénéfices présentent une tendance. Un choc sur les bénéfices est donc probablement suivi par un choc de même signe lors de la période suivante. Dans le régime 2, l'investisseur est sujet au biais de représentativité. En effet, une suite d'augmentations (de réductions) de bénéfice l'incite à extrapoler une tendance. Il est ainsi tenté d'associer fortement l'évolution future des bénéfices avec leurs mouvements récents.

Les investisseurs supposent que la dynamique des bénéfices est décrite par un processus à changement de régime. Ce processus est de type markovien dans le sens où la probabilité d'être dans un régime donné ne dépend que du régime précédent. La

⁵¹ Dans le modèle de Hong et Stein (1999), l'information, qui parvient aux investisseurs qui s'intéressent à la valeur fondamentale des firmes, est privée et se diffuse graduellement au sein de ce groupe d'investisseurs.

modélisation de BSV implique que les investisseurs estiment que le régime 1 est plus fréquent que le régime 2.

La modélisation de BSV permet une explication des phénomènes de sur et sous-réaction. Dans le cas de la sur-réaction, si un investisseur observe une suite de chocs positifs sur les bénéfices, il a tendance à penser qu'il est actuellement dans le régime 2. Ceci implique qu'il anticipe un choc positif sur les bénéfices sur la période suivante. Or les bénéfices sont décrits par une marche aléatoire. Par conséquent, ils ont une probabilité identique d'augmenter ou de diminuer. Dans le cas d'une nouvelle augmentation, l'impact sur la rentabilité du titre est faible puisque l'investisseur a déjà anticipé l'augmentation. Par contre, une baisse des bénéfices constitue une surprise pour l'investisseur et l'impact sur la rentabilité est fortement négatif. La moyenne des rentabilités réalisées après des augmentations de bénéfices successives est négative. Ce phénomène est caractéristique de la sur-réaction.

La sous-réaction du marché provient du fait que les investisseurs considèrent le régime 1 comme le plus probable. Lors d'un choc positif sur les bénéfices, l'investisseur supposant le régime 1 plus probable en moyenne, tend à anticiper un renversement de l'évolution des bénéfices. Si l'évolution du bénéfice lors de la période suivante est dans le sens de la réduction, la rentabilité réalisée est faible, étant donné l'anticipation de l'investisseur. En revanche, dans le cas contraire, une augmentation des bénéfices constitue une surprise qui s'accompagne d'une rentabilité positive importante.

Le modèle de Daniel, Hirshleifer et Subrahmanyam (1998)

Le modèle de DHS repose sur deux aspects comportementaux différents de ceux exposés dans le modèle BSV. Il se caractérise par l'existence de deux biais :

- le biais de sur-confiance des experts envers leurs capacités,
- le biais d'attribution

Le premier biais est amplifié lorsque les problèmes n'ont pas de solution exacte. Les investisseurs pensent qu'ils ont une meilleure capacité prédictive qu'ils n'ont en réalité. De ce fait, ils sous-estiment la variance de leur erreur de prédiction. Le second biais se caractérise par une augmentation de la confiance des investisseurs

lorsque leurs prévisions sont confirmées par des annonces publiques. Toutefois, leur confiance ne chute que faiblement lorsque leurs prévisions sont en désaccord avec les annonces publiques.

La modélisation de DHS suppose la segmentation des investisseurs en deux catégories : les informés et les non-informés. Les premiers sont neutres au risque et les seconds averses au risque. De plus, les investisseurs informés sont sujets aux deux biais psychologiques précédemment énoncés. Le modèle de DHS se déroule en quatre étapes :

- Date 0 : les individus ont des anticipations identiques. Ils échangent pour un transfert de risque optimal.
- Date 1 : Les investisseurs informés reçoivent un signal privé bruité et échangent avec les investisseurs non-informés.
- Date 2 : Un signal public bruité arrive sur le marché et entraîne de nouveaux échanges.
- Date 3 : L'information publique finale arrive. La firme est liquidée sous forme de dividendes.

DHS montrent la propriété suivante. Si les investisseurs sont sur-confiants alors :

1. les changements de prix résultant de l'arrivée de l'information privée sont, en moyenne, en partie retournés sur le long terme ;
2. les changements de prix en réaction de l'arrivée de l'information publique sont positivement corrélés avec les changements de prix suivants.

Ainsi, dans ce modèle, la sur-réaction à l'information privée et la sous-réaction à l'information publique induisent des effets mimétiques (momentum) sur le court terme et des retournements éventuels sur le long terme.

Dans le cadre de l'analyse d'événement, DHS modifient la définition de la date 2 et considèrent que le signal n'est pas public : il est reçu par les dirigeants de la firme qui choisissent de prendre une action (événement). Cet événement est publiquement observé et révèle totalement le signal. On définit P_2^C l'évaluation effectuée par l'investisseur sur-confiant et P_2^R l'évaluation par un investisseur rationnel.

DHS définissent un événement comme une variable aléatoire dépendante de l'information arrivant aux dates 1 et 2. Un événement non-sélectif est un événement indépendant de l'erreur d'évaluation $P_2^R - P_2^C$ à la date 2. Les changements de réglementation peuvent être considérés comme représentatifs des événements non sélectifs. Un événement sélectif est un événement dont l'occurrence ou l'amplitude est fonction de l'erreur d'évaluation à la date 2.

Dans le cas d'événements non sélectifs, DHS montrent la proposition suivante. Si des investisseurs sur-confiants observent un événement non sélectif, alors le changement anormal de prix après l'annonce est nul. De plus, conditionnellement à la rentabilité avant l'événement, la covariance entre les changements de prix à la date d'annonce et après l'annonce est positive. Cette proposition tend à montrer qu'il n'existe pas de tendance systématique dans les rentabilités anormales après l'annonce d'un événement non sélectif.

Le cas des événements sélectifs est toutefois plus intéressant étant donné que ces événements correspondent à l'ensemble des décisions pouvant être prises par les dirigeants de firmes. Dans ce cadre, DHS montrent deux propositions. Si les investisseurs sont sur-confiants, les événements sélectifs initiés lorsque le titre est sous-évalué (surévalué) par le marché sont associés en moyenne avec une performance anormale positive (négative) à l'annonce et suivis d'une performance long terme positive (négative). De plus, l'ampleur anticipée d'un événement sélectif positif (négatif) augmente (décroît) en fonction de l'erreur d'évaluation de la firme. Par ailleurs, la probabilité d'occurrence d'un événement sélectif positif (négatif) augmente (décroît) en fonction de cette même erreur d'évaluation de la firme.

DHS dégagent différentes hypothèses qui peuvent être testées lors des études d'événement, en particulier sur le long terme. Ces hypothèses n'ont pas été testées de manière systématique dans les études effectuées en finance d'entreprise.

1. Les rentabilités anormales moyennes ont le même signe à l'annonce et après un événement sélectif. Dans le cas des événements non sélectifs, il n'y a pas en moyenne, de réaction anormale sur le long terme.
2. Une corrélation positive est observée entre la réaction à l'annonce et la performance long terme pour les événements publics.

3. Une corrélation positive est observée entre l'ampleur d'un événement sélectif et la rentabilité anormale long terme. Cette corrélation est nulle pour les événements non sélectifs.
4. La rentabilité anormale moyenne long terme est d'autant plus importante que l'impact d'un événement non sélectif et l'évolution de la rentabilité avant l'événement sont en opposition.
5. L'ampleur d'un événement sélectif est d'autant plus importante que l'erreur d'évaluation est grande.
6. La probabilité d'occurrence d'un événement sélectif relatif à une bonne (mauvaise) nouvelle est d'autant plus importante que le titre est fortement sous-évalué (surévalué).

6.1.3 Critique de l'approche comportementale

L'approche comportementale de la finance se fonde, en particulier, sur les résultats obtenus lors des événements long terme pour développer de nouvelles théories qui ont des implications fortes sur la dynamique des cours boursiers. Or, comme le signale Fama (1998), les théories élaborées dans le cadre de l'approche comportementale n'expliquent que les anomalies qu'elles sont sensées modéliser. En revanche, leur apport est inexistant lorsque d'autres anomalies sont considérées. De plus, Brav et Heaton (2000) montrent que les approches comportementale et rationnelle sont très proches dans leur formulation mathématique et par conséquent difficiles à distinguer. En particulier le modèle BSV est de type bayésien et ne s'oppose pas à un traitement rationnel des informations.

Par ailleurs, les résultats obtenus lors des événements long terme sont suspects dans le sens où aucune hypothèse alternative n'est clairement spécifiée. La seule hypothèse alternative sous-jacente à toutes les études empiriques sur le long terme n'est qu'un vague rejet de l'efficience des marchés. Or, il serait opportun d'examiner les résultats obtenus lors des études d'événements long terme dans le cadre défini par l'efficience. En particulier, l'usage de l'analyse d'événement sur le long terme se retrouve confronté à deux problèmes.

Le premier problème, d'ordre épistémologique, concerne la pratique même de l'analyse d'événement long terme. En effet, nous avons présenté dans le chapitre 2 la notion d'événement et la nécessité de l'identifier précisément. Lorsque la période

d'étude s'allonge sur trois ou cinq ans, la probabilité d'occurrence d'un autre événement augmente significativement voire même est égale à 1. Le fait que l'événement ne soit pas unique dans la période d'événement implique que les rentabilités anormales observées peuvent être en relation avec les événements inclus en raison de l'allongement de la période d'étude. Pour pouvoir relier les rentabilités anormales observées avec l'événement étudié, il est nécessaire de supposer que les impacts des événements subséquents se compensent. Cette dernière hypothèse revient à poser que les événements subséquents sont indépendants de l'événement considéré. Le cas contraire pose de multiples problèmes.

Supposons que l'événement étudié soit suivi d'un deuxième événement de manière dépendante. Ceci peut être modélisé par une probabilité d'occurrence du deuxième événement fonction de l'événement étudié. Ainsi une partie de la performance anormale observée provient de l'anticipation du deuxième événement. De plus, en fonction de l'évolution des conditions économiques et des conditions propres à la firme, la probabilité d'occurrence du deuxième événement se modifie ainsi que l'anticipation de l'événement.

Jeanneret (2000) s'intéresse aux justifications invoquées lors des augmentations de capital sur le marché français. Il montre en particulier que les augmentations de capital effectuées dans le but d'équilibrer un ratio dettes – fonds propres n'impliquent pas une performance long terme anormale. En revanche, lorsque les augmentations de capital sont décidées pour financer des projets d'investissement, la performance long terme est significativement négative. De tels résultats sont susceptibles d'invalider l'hypothèse selon laquelle les dirigeants de la firme cherchent à profiter d'une surévaluation afin d'effectuer une augmentation de capital. Pourquoi les managers manipuleraient-ils les actionnaires lorsque leur but est d'effectuer un investissement alors qu'ils ne les manipuleraient pas lorsqu'ils cherchent à rééquilibrer un ratio dettes – fonds propres. L'hypothèse « *window of opportunity* » n'expliquerait donc pas l'existence d'une performance anormale négative sur le long terme.

Dans le cadre des augmentations de capital ayant pour but un investissement, l'hypothèse selon laquelle la période d'événement ne contient pas d'événements subséquents est clairement violée. De plus, les événements subséquents, c'est-à-dire

les investissements, sont directement liés à l'augmentation de capital. Ainsi, une performance anormale moyenne négative peut fort bien être attribuée à des apports d'informations liés aux différents investissements. Cette hypothèse n'a, à notre connaissance, jamais été testée. Dans ce cas, l'efficacité des marchés ne serait pas remise en cause.

Un second problème pèse lourdement sur l'analyse d'événement long terme. Il s'agit d'un problème méthodologique. En effet, le but d'une analyse d'événement est de séparer la rentabilité espérée suite à l'événement en une partie spécifique provenant de l'événement et une partie inconditionnelle. Plus précisément,

$$E(R_i(t)|\text{événement}, I_t) = d + E(R_i(t)|I_t) \quad (6.1)$$

où $E(R_i(t)|\text{événement}, I_t)$ est la rentabilité espérée sachant l'événement sur t périodes ainsi que I_t , l'information complémentaire disponible sur ces t périodes,

d est la rentabilité liée à l'événement,

$E(R_i(t)|I_t)$ est la rentabilité espérée conditionnelle à l'information complémentaire disponible sur les t périodes.

Lorsqu'un événement est étudié sur le court terme, l'amplitude de $E(R_i(t)|I_t)$ est faible comparée à d . Il n'en est rien sur le long terme où $E(R_i(t)|I_t)$ est plus important. Ceci a pour conséquence de magnifier l'importance du choix de la norme. Dans la suite de ce chapitre, nous présentons les différentes méthodologies, ainsi que les résultats des simulations qui visent à les valider.

6.2 Modèles et prévisions

Dans cette partie, nous détaillons l'emploi des modèles d'évaluations à des fins prédictives sur le long terme. Nous présentons tout d'abord les modèles retenus dans les études d'événements, puis nous abordons les biais susceptibles d'affecter l'utilisation des modèles. Enfin, nous exposons les résultats des simulations effectuées notamment par Kothari et Warner (1997).

6.2.1 Choix de la norme

Les modèles

Comme nous l'avons montré ci-dessus, le choix d'une modélisation de $E(R_i(t)|I_t)$ est crucial et peut s'avérer différent des études sur le court terme. Il s'agit de définir un modèle susceptible de décrire correctement les rentabilités espérées des titres boursiers. Le CAPM est donc l'un des candidats naturels en tant que norme. Toutefois, le CAPM, ou même l'APT, n'explique pas correctement la dispersion en coupe transversale des rentabilités réalisées. De nombreuses études montrent que d'autres variables sont susceptibles de fournir une meilleure description de cette dispersion. En particulier, la taille (Banz (1981)), le rapport market-to-book (Fama et French (1992)) ou les effets de type momentum (Chan, Jegadeesh et Lakonishok (1996)) semblent des variables explicatives de la dispersion en coupe.

Ainsi, le modèle Fama et French (1993) est employé de la façon suivante par Barber et Lyon (1997) :

$$E(R_{it} | I_t) = R_{ft} + b_i (R_{mt} - R_{ft}) + s_i SMB_t + h_i HML_t \quad (6.2)$$

où R_{ft} le taux sans risque. Barber et Lyon (1997) se servent du taux d'intérêt des bonds du trésor américain à trois mois comme taux sans risque,

R_{mt} la rentabilité du portefeuille de marché,

SMB_t la rentabilité d'un portefeuille taille,

HML_t la rentabilité d'un portefeuille book-to-market,

l'information complémentaire I_t est constituée par la connaissance de

R_{mt} , SMB_t et HML_t .

La construction des deux derniers portefeuilles est particulière et appelle quelques précisions. Ces deux portefeuilles sont autofinancants, c'est-à-dire que chacun d'eux est lui-même constitué de deux portefeuilles, l'un étant vendu, l'autre étant acheté. La rentabilité du portefeuille taille est définie par la différence de rentabilité entre un portefeuille pondéré par les capitalisations boursières formé des titres de petite taille et un portefeuille pondéré par les capitalisations boursières formé des titres de grande

taille. La logique qui sous-tend la constitution du portefeuille book-to-market est identique à celle du portefeuille taille. Chaque année, le rapport entre la valeur comptable et la valeur de marché est calculée pour l'ensemble des firmes qui appartiennent simultanément aux banques de données CRSP et Compustat. Les firmes sont alors classées suivant ce rapport. Les firmes ayant le plus fort rapport (30% de l'ensemble) constituent le portefeuille pondéré par les capitalisations boursières qui est acheté. Le portefeuille vendu est formé des firmes ayant le rapport le plus faible (30%). L'avantage du modèle de Fama et French (1993) provient du fait que la connaissance de la taille ou du ratio book-to-market n'est pas requise pour les firmes qui subissent l'événement.

Des études récentes, notamment Brav, Geczy et Gompers (2000) ainsi que Jegadeesh (2000), suggèrent l'emploi d'un modèle à quatre facteurs proposé par Carhart (1997). Ce dernier ajoute un facteur de type momentum au modèle de Fama et French (1993). Les rentabilités anormales sont alors calculées de la manière suivante :

$$E(R_{it} | I_t) = R_{ft} + b_i(R_{mt} - R_{ft}) + s_iSMB_t + h_iHML_t + m_iPR12_t \quad (6.3)$$

Les définitions des facteurs sont identiques au modèle de Fama et French (1993). Le facteur $PR12_t$ est constitué par la rentabilité d'un portefeuille à investissement nul. La partie longue du portefeuille se compose des titres ayant eu la meilleure performance entre $t-12$ et $t-1$. La partie courte contient les titres ayant eu la plus mauvaise performance sur la même période⁵². Le portefeuille est équipondéré et recomposé tous les mois. Le facteur $PR12_t$ est donc supposé mimer les phénomènes momentum mis en évidence par Jegadeesh et Titman (1993).

Portefeuilles et titres de contrôle

La norme est déterminée comme la rentabilité d'un contrôle. Ce dernier peut revêtir deux formes : soit un titre, soit un portefeuille. Il est choisi suivant des critères définis à l'avance de sorte que la rentabilité du titre ou du portefeuille de contrôle mime la rentabilité du titre de l'échantillon en l'absence d'événement. La norme s'exprime de la manière suivante :

$$E(R_{it} | I_t) = R_{pt} \quad (6.4)$$

où R_{pt} désigne la rentabilité du portefeuille de contrôle.

Barber et Lyon (1997) détaillent la formation des portefeuilles de contrôle lorsque les critères choisis sont la taille, le rapport book-to-market, ainsi que le critère croisé taille, book-to-market. Lorsque le critère choisi est la taille, le classement des firmes du NYSE a lieu au mois de juin de chaque année. Les points de rupture des déciles sont alors calculés. Les sociétés cotées sur le NASDAQ et l'AMEX sont ajoutées à l'intérieur du décile auquel elles appartiennent. Un tel classement en deux temps se justifie par le fait que les sociétés du NASDAQ sont, en règle générale, petites. Environ 50% de ces sociétés se retrouvent dans le décile de plus petite taille. La rentabilité de chaque décile est alors calculée entre le mois de juillet de l'année courante et le mois de juin de l'année suivante. Les déciles sont rebalancés chaque année.

La constitution des portefeuilles de contrôle à partir du rapport book-to-market est identique. En revanche, la constitution des portefeuilles à l'aide du critère croisé est plus complexe. Les firmes du NYSE sont classées en juin de chaque année suivant leur capitalisation boursière. A l'intérieur de chaque décile de taille, les firmes sont classées en quintile suivant leur rapport book-to-market. Les sociétés du NASDAQ et de l'AMEX sont alors rangées à l'intérieur de l'un des 50 portefeuilles formés.

L'intuition financière qui justifie la formation de portefeuilles de contrôle provient du fait que ces portefeuilles servent à modéliser l'espérance de rentabilité des titres. Une telle modélisation ne nécessite pas l'estimation des paramètres d'un quelconque modèle. Il suffit de classer le titre de l'échantillon suivant les critères choisis pour que la rentabilité du titre soit décrite par la rentabilité du portefeuille de contrôle⁵³.

L'emploi de firmes de contrôle est une autre solution. La logique est alors légèrement différente : il s'agit de choisir la firme la plus proche de la firme subissant l'événement. Toutefois, il n'est pas possible de parler de description de l'espérance de rentabilité par morceaux. Lorsque le critère de formation est unique

⁵² Les parties longue et courte contiennent chacune 30% de l'ensemble disponible à l'instant t .

⁵³ Ce type de technique est aussi employé dans le cadre de la mesure de performance, voir en particulier Daniel, Grinblatt, Titman et Wermers (1997).

(taille ou book-to-market), déterminer la firme la plus proche n'est pas compliqué. Il s'agit uniquement de minimiser la valeur absolue de la différence du critère entre les firmes. Dans le cas de critères croisés, Barber et Lyon (1997) sélectionnent les firmes dont la taille se trouve entre 70% et 130% de la capitalisation boursière de la société qui subit l'événement. La firme qui possède le rapport book-to-market le plus proche de la société de l'échantillon est alors sélectionnée comme firme de contrôle. Jegadeesh (2000) suggère d'associer les firmes à l'aide d'une distance. Cette dernière est définie de la manière suivante :

$$Dist_j = \sum_{i=1}^c \frac{|x_{ev}(i) - x_j(i)|}{s_i}$$

où c désigne le nombre de critères qui servent à sélectionner le contrôle,
 $x_j(i)$, la valeur du $i^{ième}$ critère pour la firme j ,
 s_i , l'écart-type en coupe du critère i .

Si c est égal à un, alors cette distance est inutile : il suffit de classer les titres en fonction du critère retenu. Seule la notion d'ordre est alors importante. Lorsque c est strictement supérieur à un, l'emploi de la distance préconisée par Jegadeesh (2000) peut s'avérer problématique pour deux raisons. La première provient du choix de la définition de la distance. En effet, Jegadeesh (2000) retient une distance fondée sur une norme de type L1. Le classement obtenu à l'aide d'une norme de type L2 est susceptible d'être différent. Par conséquent, le choix de la norme a un impact direct sur le titre de contrôle retenu. La seconde raison provient du choix des critères. Ainsi, si l'un des critères retenus a trait à la structure du capital, doit-on considérer le rapport dettes sur fonds propres ou le rapport dettes sur actif total ? Même si ces deux rapports rendent compte d'une situation financière identique, leur usage peut affecter la distance calculée puisque le premier peut prendre des valeurs entre zéro et l'infini et que le second est borné entre zéro et un.

6.2.2 Cumul et tests

Deux modèles sont principalement utilisés pour déterminer l'existence et l'ampleur d'une réaction sur le long terme. Le premier a déjà été présenté dans le chapitre 2 et a été popularisé sous le nom de rentabilité anormale cumulée (ci-après *RAC*).

$$R_{it} = E(R_{it} | I_t) + v_i d_{i[T_1^i; T_2^i]} + e_{it} \quad (6.5)$$

où v_i est le paramètre qui mesure l'impact cumulé de l'événement sur l'ensemble de la fenêtre pour la firme i ,

$d_{i[T_1^i; T_2^i]}$ est une variable muette qui prend la valeur $1/(T_2^i - T_1^i + 1)$ dans la fenêtre d'événement et 0 sinon,

$$e \sim N(0, \sigma^2).$$

Contrairement au modèle présenté dans le chapitre 2, celui-ci est défini uniquement dans un cadre univarié. En effet, dans un cadre multivarié, il aurait été nécessaire d'estimer la matrice de variance-covariance des erreurs. Or une telle estimation nécessite un grand nombre de données qui ne sont pas disponibles étant donné que la fréquence des rentabilités employées dans les études long terme est mensuelle.

Le second modèle (ci-après *RABH*) correspond à la mesure de l'impact de l'événement sur l'ensemble de la période considérée (entre un et cinq ans, suivant les études) :

$$w_i = \prod_{t \in TP} (1 + R_{it}) - \prod_{t \in TP} (1 + E(R_{it} | I_t)) \quad (6.6)$$

w_{it} est le paramètre qui mesure l'impact global sur l'ensemble de la fenêtre, il correspond à la rentabilité anormale de type *buy and hold*,

TP est la période de cumul.

Les hypothèses testées dans les études long terme concernent l'impact moyen d'un événement sur un ensemble de firmes qui le subissent. Plus précisément, on teste les hypothèses :

$$\begin{cases} H_{10} : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i = 0 \\ H_A : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i \neq 0 \end{cases}$$

ainsi que

$$\begin{cases} H_{11} : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i = 0 \\ H_A : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i \neq 0 \end{cases}$$

Comme le montrent Barber et Lyon (1997), ces deux tests diffèrent dans leur interprétation financière. Dans le cas où les rentabilités sont arithmétiques, la rentabilité anormale moyenne cumulée, $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i$, est analogue à la mesure de la performance d'un portefeuille rebalancé à chaque date de la période d'événement. En revanche, la rentabilité anormale *buy and hold*, $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i$, correspond à un portefeuille qui n'est jamais rebalancé.

Les statistiques de tests à employer sont aussi différentes. En ce qui concerne les rentabilités anormales cumulées estimées à l'aide de variables muettes, leur nullité en moyenne est testée à l'aide de la statistique développée par Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991)⁵⁴. Dans le cas des rentabilités anormales de type *buy and hold*, leur variance historique n'est pas directement calculable. C'est pourquoi, Barber et Lyon (1997) ou encore Kothari et Warner (1997) emploient la variance en coupe des différentes rentabilités anormales *buy and hold* afin de tester la nullité de la moyenne de ces dernières à l'aide de la statistique de Student.

6.2.3 Les biais

Barber et Lyon (1997) distinguent plusieurs types de biais susceptibles d'affecter les résultats d'une analyse d'événement long terme. Ce sont les biais associés à l'introduction de nouvelles firmes sur les marchés financiers (*new listing bias*), ceux provenant des changements de composition dans les indices (*rebalancing bias*) et enfin, les biais issus de l'existence d'une skewness positive dans la distribution des rentabilités des titres (*skewness bias*). Les deux premiers biais énoncés ci-dessus affectent principalement la composition des portefeuilles qui miment le comportement des facteurs de risque ou qui servent de portefeuilles de contrôle.

⁵⁴ Le lecteur est renvoyé au chapitre 4 pour plus de détails.

New listing bias

Le *new listing bias* se produit lorsque de nouveaux titres sont introduits sur les marchés. Ces nouveaux titres peuvent alors faire partie des portefeuilles utilisés dans la constitution de la norme. Par exemple, l'indice de marché inclut tous les titres du marché et par conséquent ceux qui sont nouvellement listés. L'impact des nouveaux titres sur le portefeuille de marché reste toutefois faible pour autant que ce dernier soit pondéré par les capitalisations boursières.

Les biais surviennent essentiellement pour deux raisons :

- les nouvelles firmes sont introduites après que l'événement de la firme de l'échantillon a eu lieu ;
- les firmes nouvellement listées connaissent une performance anormale négative ou positive sur le long terme.

Dans le premier cas, le biais provient du fait que les sociétés listées après l'événement en considération ne peuvent faire partie de l'échantillon puisqu'on ne dispose d'aucune donnée. Il n'est donc pas possible de les inclure dans un portefeuille car elles ne sont pas considérées comme des titres qui peuvent potentiellement subir l'événement. La seconde raison est issue de l'étude de Ritter (1991). Ce dernier montre que la performance anormale long terme des introductions en bourse est négative lorsqu'un indice de marché équipondéré est utilisé comme norme. Ces titres nouvellement listés sont introduits dans l'indice de marché ce qui contribue à réduire la rentabilité de ce dernier. Ainsi la performance anormale long terme d'un autre type d'événement risque fort d'être positive lorsqu'elle est mesurée à l'aide de l'indice de marché (voir par exemple Jegadeesh (2000)).

La solution préconisée pour éviter le *new listing bias* consiste à ne pas introduire les firmes nouvellement listées dans les différents facteurs. Ces firmes sont néanmoins introduites dans la définition des facteurs après une durée qui est fonction de l'étude entreprise (entre trois et cinq ans). Cependant, exclure certaines catégories de firmes pose problème. En effet, la plupart des événements induisent des performances anormales sur le long terme. Dans ce cas, pourquoi exclure certains événements plutôt que d'autres ? De plus, comme le signalent Loughran et Ritter (2000), si l'on

estime que le CAPM est un modèle d'équilibre, il peut paraître étrange de supprimer des firmes de la définition du facteur marché. Certains, Jegadeesh (2000) en particulier, purgent leurs facteurs, d'autres, Eckbo, Masulis et Norli (2000), n'en font rien.

Biais de rebalancement

Le biais issu du rebalancement des portefeuilles provient du fait que la composition des portefeuilles de référence comme celle de l'indice de marché est modifiée périodiquement. Or, la rentabilité des firmes qui subissent l'événement est calculée sans qu'il y ait de rebalancement. Canina, Michaely, Thaler et Womack (1998) montrent toutefois que ce biais est plus important lorsque la fréquence des données est quotidienne.

Les méthodes de cumul ne sont pas sensibles de la même manière aux biais mentionnés ci-dessus. Les deux méthodes de cumul sont toutes les deux affectées par le *new listing bias*. En revanche, seule la méthode *RABH* est touchée par le biais de rebalancement. En effet, comme nous l'avons déjà remarqué, le cumul à l'aide de *RAC* suppose que le portefeuille correspondant est rebalancé à chaque période.

Le biais de rebalancement affecte principalement la méthode des portefeuilles de contrôle. Comme le montrent Lyon, Barber et Tsai (1999), la plupart des études empiriques définissent la rentabilité du portefeuille de contrôle sur le long terme de la manière suivante :

$$R_{pst}^{Rb} = \prod_{t=s}^{t=s+t} \left[1 + \frac{\sum_{i=1}^{n_t} R_{it}}{n_t} \right] - 1 \quad (6.7)$$

où n_t est le nombre de firmes incluses dans le portefeuille de contrôle le mois t .

Etant donné que certaines firmes disparaissent durant la période, le portefeuille est rebalancé. Par conséquent, Lyon, Barber et Tsai (1999) proposent une définition alternative qui évite ce biais :

$$R_{pst}^{Bh} = \sum_{i=1}^{n_s} \frac{\left[\prod_{t=s}^{s+t} (1 + R_{it}) \right] - 1}{n_s} \quad (6.8)$$

où n_s est le nombre de firmes incluses dans le portefeuille de contrôle au moment de l'événement.

Skewness bias

Barber et Lyon (1997) ainsi que Kothari et Warner (1997) montrent que la distribution des rentabilités anormales cumulées est asymétrique. Barber et Lyon (1997) simulent 200 000 échantillons où ils cumulent les rentabilités anormales de type *RAC* et *RABH* sur un horizon de douze mois. Ils trouvent que le cumul suivant *RABH* conduit à une distribution dont la moyenne est de -0.48% et la médiane de -7.23%. Le coefficient d'asymétrie est donc positif. Dans le cas du cumul suivant *RAC*, le biais est moins prononcé puisque la moyenne de la distribution est de 0.82% et la médiane de -0.99%.

L'asymétrie de la distribution des rentabilités anormales cumulées a des conséquences sur la spécification des tests de Student présentés ci-dessus. Kothari et Warner (1997) effectuent des simulations de type Brown et Warner (1985). Ils forment 250 portefeuilles de 200 titres chacun et analysent la performance de ces portefeuilles sur trente six mois. Aucune rentabilité anormale n'est ajoutée : seule la spécification est étudiée. Le tableau 6-2 résume les résultats pour un test bilatéral au seuil de 5%. Aucune des normes ne conduit à des résultats correctement spécifiés quelle que soit la méthode de cumul. Par conséquent, l'emploi de modèles à des fins prédictives sur longue période est sujet à caution.

Tableau 6-2 : Taux de rejet de l'hypothèse nulle (seuil : 5%) pour différentes normes (Source : Kothari et Warner (1997))

	RAC	RABH
Modèle de marché	35,2	76,8
CAPM	20,8	21,6
Fama French	34,8	23,6

Lyon, Barber et Tsai (1999) proposent deux techniques susceptibles de modérer les conséquences de ce biais. En particulier, le test de Student est ajusté à l'aide du coefficient d'asymétrie :

$$t_{sa} = \sqrt{N} \left(\hat{S} + \frac{1}{3} s\hat{k}w \hat{S}^2 + \frac{1}{6N} s\hat{k}w \right) \quad (6.9)$$

où $\hat{S} = \frac{\bar{V}}{\hat{S}(\mathbf{v}_i)}$,

$$s\hat{k}w = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{v}_i - \bar{V})^3}{N \hat{S}(\mathbf{v}_i)^3}$$
 est le coefficient d'asymétrie estimé pour la

distribution des rentabilités anormales cumulées.

Cette statistique présentée pour la rentabilité anormale cumulée est aussi valable pour la rentabilité anormale cumulée de type *buy and hold*.

De plus, afin de réduire les mauvaises spécifications liées au biais d'asymétrie, Lyon, Barber et Tsai (1999) suggèrent l'emploi de la méthode *bootstrap* sur la statistique définie en (6.9). Cette technique consiste à tirer aléatoirement avec remise 1000 échantillons à partir de l'échantillon initial. La taille des nouveaux échantillons est de $N/4$.

$$t_{sa}^b = \sqrt{N_b} \left(\hat{S}_b + \frac{1}{3} s\hat{k}w_b \hat{S}_b^2 + \frac{1}{6N_b} s\hat{k}w_b \right) \quad (6.10)$$

où $\hat{S}_b = \frac{\bar{V}^b - \bar{V}}{\hat{S}^b(\mathbf{v}_i)}$,

$$s\hat{k}w_b = \frac{\sum_{i=1}^{N_b} (\hat{v}_i^b - \bar{V}^b)^3}{N_b \hat{S}^b(\mathbf{v}_i)^3}.$$

La méthode *bootstrap* permet une meilleure estimation de l'intervalle de confiance associé à la statistique. En effet, les 1000 échantillons définissent une distribution empirique de la statistique. Il suffit alors de définir les valeurs critiques x_l^* et x_u^* qui permettent le test de l'hypothèse nulle :

$$\Pr[t_{sa}^b \leq x_l^*] = \Pr[t_{sa}^b \geq x_u^*] = \frac{\alpha}{2}$$

où t_{sa}^b est la statistique « *bootstrappée* »,

a est le seuil de signification du test.

Cette approche peut être considérée comme une méthode *bootstrap* paramétrique. Brock, Lakonishok et LeBaron (1992) ainsi que Ikenberry, Lakonishok et Vermaelen (1995), entre autres, développent une méthode *bootstrap* non paramétrique. Cette méthode consiste à tirer aléatoirement avec remise de nouveaux échantillons. Les firmes événement sont remplacées par des firmes ayant des caractéristiques proches en terme de taille et de rapport *book-to-market*. La performance de ces pseudo-portefeuilles est alors mesurée de la même manière que pour le vrai portefeuille événement, c'est-à-dire à l'aide de firmes ou de portefeuilles de contrôle. Lyon, Barber et Tsai (1999) suggèrent de répliquer l'opération pour 1000 pseudo-portefeuilles et obtenir ainsi 1000 rentabilités anormales moyennes pour l'horizon désiré. Ces 1000 rentabilités anormales moyennes permettent la définition d'une distribution empirique de la rentabilité anormale moyenne.

Dans ce cadre, l'hypothèse nulle ne revient pas à tester la nullité de la rentabilité anormale moyenne long terme. Cette hypothèse s'exprime de la manière suivante : la rentabilité anormale moyenne long terme de l'échantillon est égale à la moyenne des rentabilités anormales moyennes obtenues à l'aide des 1000 pseudo-portefeuilles. Les valeurs critiques qui induisent un rejet de l'hypothèse nulle au seuil a sont définies ainsi :

$$\Pr[\bar{AR}_t^p \leq y_l^*] = \Pr[\bar{AR}_t^p \geq y_u^*] = \frac{a}{2}$$

où \bar{AR}_t^p est la rentabilité anormale moyenne d'un pseudo-portefeuille,

y_u^* et y_l^* sont les valeurs critiques associées à l'intervalle de confiance de la rentabilité anormale moyenne.

6.3 Critères d'appairage

Lorsque la norme est définie à l'aide d'un titre ou d'un portefeuille de contrôle, se pose le problème du choix des critères d'appairage. Dans cette section, nous tentons de définir une méthodologie systématique de choix de ces critères. Nous présentons tout d'abord les résultats des travaux de Barber et Lyon (1997) qui proposent

d'appairer suivant la taille et le *book-to-market*. Nous montrons par la suite que ce choix n'est pas nécessairement pertinent et suggérons une alternative.

6.3.1 Résultats des études empiriques

Lors d'une première étude empirique, Barber et Lyon (1997) présente trois résultats importants. Tout d'abord, l'utilisation de rentabilités cumulées calculées suivant la méthode du *RABH* est à préférer puisque le *RAC* est un prédicteur biaisé de cette technique de cumul. Suivant Barber et Lyon (1997), les résultats concernant la significativité des rentabilités anormales sont différentes dans 4% des cas. La deuxième conclusion de cette étude met en cause l'emploi de portefeuilles de référence lorsque les différents biais énoncés ci-dessus ne sont pas corrigés. En effet, un test de Student sur les rentabilités anormales calculées à l'aide de portefeuilles de contrôle est mal spécifié. En revanche, Barber et Lyon (1997) incitent les chercheurs à choisir une norme fondée sur la rentabilité d'un titre de contrôle déterminé selon le critère croisé taille et *book-to-market*. Il est à noter que l'usage de portefeuilles de contrôle n'induit pas les biais liés au rebalancement du portefeuille ni ceux liés aux titres nouvellement listés. Barber et Lyon (1997) signalent de plus que le biais lié au coefficient d'asymétrie est faible lorsque la norme est un titre de contrôle correctement choisi.

Lyon, Barber et Tsai (1999) effectuent des simulations supplémentaires afin de déterminer la spécification et la puissance des techniques qui visent à remédier aux différents biais. Ils analysent deux types d'échantillons : des échantillons purement aléatoires et des échantillons conditionnels. Ces derniers sont créés aléatoirement sur la base de caractéristiques telles que la capitalisation boursière des titres, le rapport *book-to-market*, la performance avant l'événement, le regroupement des titres de l'échantillon à l'intérieur d'un nombre de secteurs limités.

Lorsque les échantillons sont sélectionnés de manière totalement aléatoire, Lyon, Barber et Tsai (1999) montrent que la mauvaise spécification du test de Student tend à se réduire si le portefeuille de contrôle n'est pas rebalancé. Lorsque cette statistique est ajustée du coefficient d'asymétrie, la spécification est encore améliorée. Cependant, seules les méthodes qui font appel au *bootstrap* ainsi que celles qui

emploient des titres de contrôle sont correctement spécifiées. Ces résultats sont obtenus pour 1000 portefeuilles contenant 200 titres.

La puissance des méthodes est évaluée en ajoutant une constante à la rentabilité anormale. Cette constante est comprise entre -20% et 20% avec une variation de 5% entre chaque plan d'expérience constitué de 1000 portefeuilles. Des trois méthodes correctement spécifiées, les deux méthodes *bootstrap* sont les plus puissantes. La statistique ajustée du coefficient d'asymétrie et à l'aide de la méthode *bootstrap* est la plus puissante lorsque les rentabilités anormales sont positives. Quant à la méthode de *bootstrap* non paramétrique, elle est la plus puissante lorsque les rentabilités anormales sont négatives.

Lorsque les échantillons sont choisis aléatoirement et conditionnellement à certains critères, les résultats sont différents. Dans le cas où les échantillons sont choisis suivant le critère du rapport *book-to-market*, seul l'emploi d'une firme de contrôle fondée sur le critère croisé taille et *book-to-market* conduit à des résultats bien spécifiés pour les firmes ayant le rapport *book-to-market* le plus faible (dernier décile). Lorsque les titres sont choisis en fonction d'une bonne rentabilité sur les six mois précédant l'événement, tous les tests sont biaisés positivement sur un horizon d'un an et négativement sur un horizon de trois ou cinq ans. Ce résultat est à rapprocher des résultats obtenus dans les études concernant les stratégies momentum et les stratégies contraires sur le long terme. D'une manière générale, lorsque les échantillons présentent des caractéristiques prononcées telles qu'une bonne performance de l'ensemble des titres avant l'événement, les résultats des méthodes proposées par Lyon, Barber et Tsai (1999) ne sont pas bien spécifiés.

6.3.2 Echantillons aléatoires

Barber et Lyon (1997) ainsi que Lyon, Barber et Tsai (1999) montrent que le choix du critère d'association d'une firme ou d'un portefeuille de contrôle à une firme événement est crucial. En particulier, dans des échantillons purement aléatoires, seul le critère croisé capitalisation boursière et rapport *book-to-market* permet l'obtention de tests bien spécifiés. L'emploi de tels critères se justifie par ailleurs à l'aide du modèle de Fama et French (1993). Dans ce cadre, les rentabilités des titres sont expliquées en coupe par trois facteurs : le marché, un facteur qui capte les effets liés

à la taille, un facteur qui capte les effets liés au rapport *book-to-market*. L'appairage des firmes de contrôle sur la base de la capitalisation boursière et du rapport *book-to-market* ne tient pas compte du troisième facteur du modèle de Fama et French (1993), c'est-à-dire du marché. Il ne peut en résulter qu'une description incomplète des espérances de rentabilités. Par conséquent, la justification de l'appairage suivant la taille et le *book-to-market* à l'aide du modèle de Fama et French (1993) n'est pas totalement fondée.

Le problème principal lié à la validation d'un appairage provient de la méthode de simulation. En effet, pour valider des critères, il faut que les tests fondés sur ces critères soient bien spécifiés et suffisamment puissants. Mais, il est aussi absolument nécessaire que les critères non pertinents n'induisent pas de résultats correctement spécifiés. C'est pourquoi, nous nous proposons d'effectuer des simulations suivant la méthode de Brown et Warner (1980 et 1985), en choisissant des critères qui ne sont pas liés à un modèle d'évaluation quelconque. Notre démarche s'inspire de la recherche effectuée par Ferson, Sarkissian et Simin (1999). Dans le cadre d'évaluation d'actifs, ces derniers montrent qu'un portefeuille construit à partir de l'ordre alphabétique des noms des titres est susceptible d'expliquer la dispersion en coupe des rentabilités boursières alors que le critère de constitution du portefeuille n'est en rien relié à un quelconque risque financier.

Nos simulations sont effectuées sur le marché américain du NYSE et de l'AMEX. Les rentabilités des titres sont calculées pour chaque mois entre juillet 1962 et décembre 1996 à partir des rentabilités quotidiennes fournies par le CRSP. Les 1000 échantillons sont constitués par tirage aléatoire uniforme des titres. La date d'événement est tirée pour chaque titre uniformément entre juillet 1962 et décembre 1991. En effet, la performance est analysée sur une période allant jusqu'à cinq ans après l'événement. De plus, si le titre choisi n'est pas présent dans la base à la date d'événement, on procède à un nouveau tirage du couple. Ainsi, les titres présents sur longue période ont une probabilité plus élevée d'être tirés.

Une fois l'échantillon événement constitué, il est nécessaire de définir un contrôle. Dans nos simulations, ce dernier revêt deux formes : un titre de contrôle ou un portefeuille de contrôle. Le choix d'un contrôle s'effectue à l'aide d'un critère. Dans ce cadre, nous examinons deux possibilités : un critère aléatoire et un critère fondé

sur le titre suivant dans la base CRSP pour autant que celui-ci soit présent au moment de l'événement. Si tel n'est pas le cas, on passe au titre suivant et ainsi de suite. Les deux critères choisis sont totalement arbitraires et ne reposent sur aucune considération financière. Enfin, lorsqu'un contrôle disparaît avant la fin de la période d'événement, il est remplacé par un autre dans le cas du titre de contrôle ou il n'est pas remplacé dans le cas du portefeuille de contrôle. La taille du portefeuille de contrôle est fixée à 40 éléments. En effet, Brav, Geczy et Gompers (2000) divisent l'ensemble des titres disponibles à un instant donné en 50 portefeuilles. Or, 2000 titres sont en moyenne disponibles à chaque instant sur les marchés NYSE et AMEX, soit 40 titres par portefeuilles.

Plusieurs tests statistiques sont implémentés. En particulier, nous nous intéressons à la spécification et à la puissance des tests de Student standard et ajustés du coefficient d'asymétrie ainsi qu'à leurs équivalents obtenus par la méthode « *bootstrap* ». La puissance est analysée de la même manière que chez Lyon, Barber et Tsai (1999) par l'ajout d'une constante à chaque rentabilité anormale. Nous considérons différents niveaux de constante entre -50% et 50%. Ces choix sont effectués en fonction des horizons retenus : un an, trois ans et cinq ans.

Les résultats des simulations sont présentés dans les tableaux 6-3 et 6-4 ainsi que dans la figure 6-1. Le choix du contrôle, aléatoire ou le suivant dans la liste CRSP, ne semble pas être déterminant. D'une certaine manière, ces deux contrôles peuvent être considérés comme aléatoires par rapport au processus de génération des rentabilités boursières. La question est de déterminer si des caractéristiques conduisent à des méthodes bien spécifiées en l'absence de liaison avec un tel processus de génération. Quel que soit l'horizon, il existe toujours un test bien spécifié pour la méthode du *RAC* sur portefeuille de contrôle, celle du *RABH* sur titre de contrôle ainsi que celle du *RABH* sur portefeuille de contrôle. Toutefois, la méthode du *RAC* sur titre de contrôle conduit à des tests mal spécifiés à un horizon de cinq ans. En somme, les tests suggérés par Lyon, Barber et Tsai (1999) sont bien spécifiés en échantillon aléatoire, même lorsque les contrôles ne sont pas choisis suivant les critères taille et *book-to-market*.

Tableau 6-3 : Spécification des méthodes d'analyse d'événement long terme

Horizon	Contrôle aléatoire			Contrôle suivant CRSP		
	1 an	3 ans	5 ans	1 an	3 ans	5 ans
RAC sur titre de contrôle						
T-stat	5,4	6,4	7,8	5,3	6,6	7,7
T-stat bootstrap	5,3	6,5	7,9	5,4	6,4	7,7
T-skew	5,5	6,6	8,1	5,4	6,8	8,0
T-skew bootstrap	5,0	6,4	7,8	5,2	6,1	7,4
RAC sur portefeuille de contrôle						
T-stat	5,4	5,9	6,1	5,5	5,3	5,5
T-stat bootstrap	5,8	5,5	5,9	5,6	5,0	5,5
T-skew	5,6	5,7	6,3	5,8	5,6	5,6
T-skew bootstrap	5,7	5,4	5,8	5,2	4,8	5,4
RABH sur titre de contrôle						
T-stat	5,0	4,4	4,8	6,2	4,6	4,6
T-stat bootstrap	6,1	6,5	7,8	7,6	6,2	7,0
T-skew	6,1	7,2	8,5	7,1	6,3	7,6
T-skew bootstrap	5,8	5,9	7,7	6,9	6,1	6,8
RABH sur portefeuille de contrôle						
T-stat	5,9	5,2	5,3	6,1	4,5	4,3
T-stat bootstrap	6,0	6,2	6,8	6,3	5,9	5,4
T-skew	5,6	6,2	7,3	5,9	6,3	6,0
T-skew bootstrap	5,6	4,9	5,2	5,8	5,3	5,3

T-skew désigne la statistique de Student ajustée du coefficient d'asymétrie. Les valeurs en gras italique indique que le taux de rejet de l'hypothèse nulle est significativement différent à 1% du taux de rejet théorique du test, soit 5% dans notre cas.

Tableau 6-4 : Puissance des méthodes d'analyse d'événement (horizon : 1 an)

Performance ajoutée	Contrôle aléatoire				Contrôle suivant CRSP			
	-20 %	-10 %	10 %	20 %	-20 %	-10 %	10 %	20 %
RAC sur titre de contrôle								
T-stat	100,0	75,0	81,4	100,0	100,0	77,9	84,6	100,0
T-stat bootstrap	99,9	77,3	78,2	99,8	100,0	75,3	80,6	100,0
T-skew	100,0	73,7	81,5	99,9	100,0	77,6	84,1	100,0
T-skew bootstrap	99,5	74,8	75,3	99,8	99,8	73,0	78,5	99,7
RAC sur portefeuille de contrôle								
T-stat	100,0	96,3	97,2	100,0	100,0	97,2	97,4	100,0
T-stat bootstrap	100,0	93,4	97,1	100,0	100,0	94,3	96,4	100,0
T-skew	99,9	95,2	97,0	100,0	99,8	96,3	97,5	100,0
T-skew bootstrap	99,3	89,7	96,4	100,0	99,3	91,2	94,8	100,0
RABH sur titre de contrôle								
T-stat	98,0	58,6	63,4	98,2	98,9	59,3	65,3	98,9
T-stat bootstrap	98,3	60,5	59,0	97,1	98,1	60,5	62,3	97,4
T-skew	96,6	58,5	63,3	96,7	97,1	58,0	65,1	97,5
T-skew bootstrap	95,2	56,9	53,6	94,1	94,6	56,0	57,3	94,7
RABH sur portefeuille de contrôle								
T-stat	99,2	82,5	91,6	100,0	99,4	83,1	93,3	100,0
T-stat bootstrap	98,1	71,2	96,0	100,0	98,2	73,9	94,8	100,0
T-skew	94,6	73,7	94,4	100,0	94,1	74,0	95,4	100,0
T-skew bootstrap	88,8	63,3	95,4	100,0	88,8	66,2	94,2	100,0

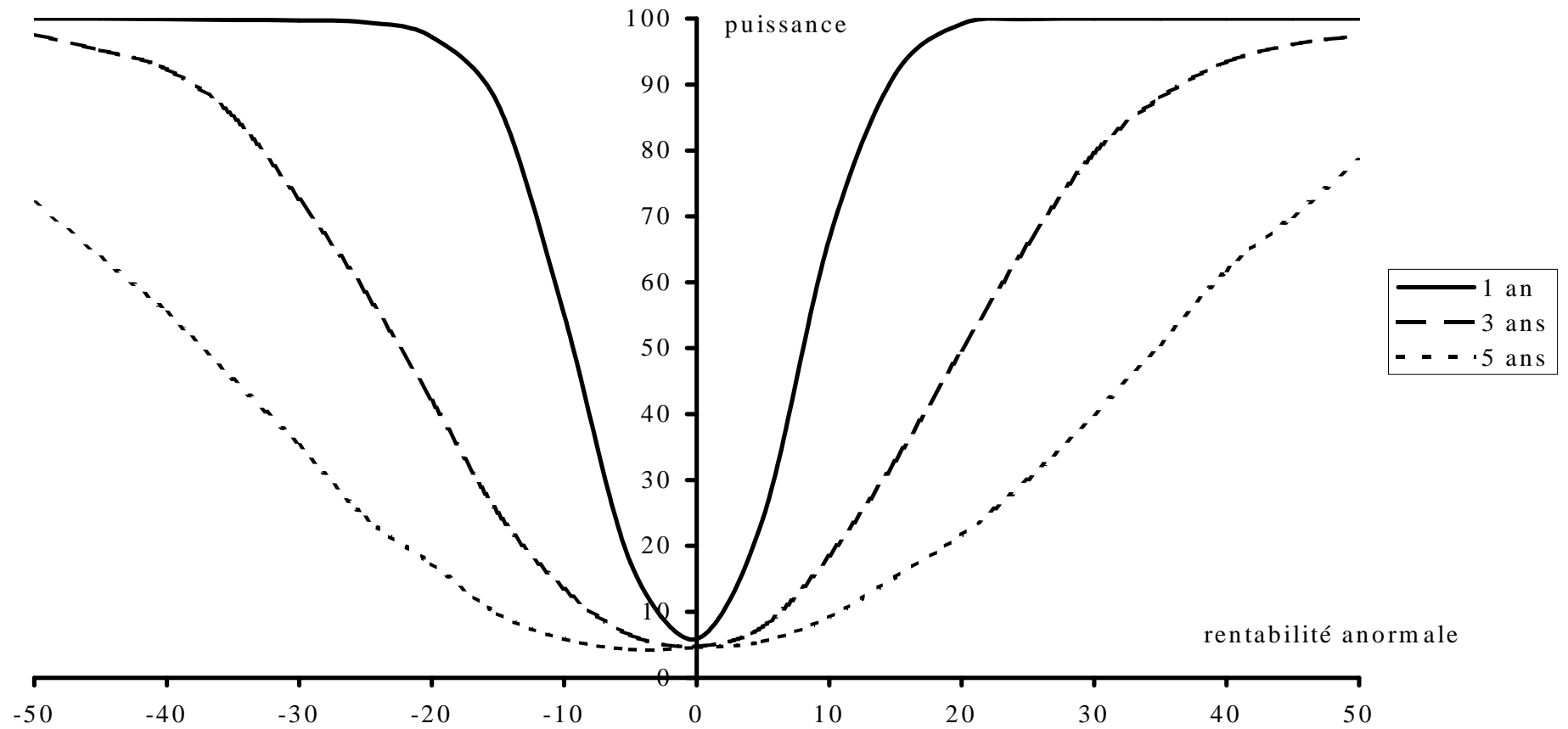
Tableau 6-4 (suite) : Puissance des méthodes d'analyse d'événement (horizon : 3 ans)

Performance ajoutée	Contrôle aléatoire				Contrôle suivant CRSP			
	-50 %	-20 %	20 %	50 %	-50 %	-20 %	20 %	50 %
RAC sur titre de contrôle								
T-stat	100,0	79,6	94,7	100,0	100,0	81,6	95,3	100,0
T-stat bootstrap	100,0	84,4	91,3	100,0	100,0	86,7	91,8	100,0
T-skew	100,0	79,5	94,7	100,0	100,0	81,4	95,2	100,0
T-skew bootstrap	100,0	83,2	88,9	100,0	100,0	84,6	89,6	100,0
RAC sur portefeuille de contrôle								
T-stat	100,0	99,2	99,7	100,0	100,0	99,2	99,4	100,0
T-stat bootstrap	100,0	98,6	99,6	100,0	100,0	99,0	99,4	100,0
T-skew	99,9	99,0	99,7	100,0	99,9	98,8	99,3	100,0
T-skew bootstrap	99,9	97,6	99,4	100,0	99,9	97,4	98,7	100,0
RABH sur titre de contrôle								
T-stat	96,5	43,2	50,0	97,8	97,7	42,0	51,6	98,6
T-stat bootstrap	97,5	45,8	46,0	97,1	97,5	45,3	48,4	97,5
T-skew	93,3	44,4	50,2	94,7	94,9	42,3	53,0	95,4
T-skew bootstrap	92,4	42,3	42,7	91,6	92,9	40,9	44,5	92,2
RABH sur portefeuille de contrôle								
T-stat	98,0	58,1	92,3	100,0	98,2	62,5	92,7	100,0
T-stat bootstrap	96,9	47,6	94,9	100,0	97,5	50,5	94,0	100,0
T-skew	84,4	45,8	95,7	100,0	84,9	49,9	95,1	100,0
T-skew bootstrap	78,1	42,1	94,7	100,0	78,9	44,5	94,8	100,0

Tableau 6-4 (suite) : Puissance des méthodes d'analyse d'événement (horizon : 5 ans)

Performance ajoutée	Contrôle aléatoire				Contrôle suivant CRSP			
	-50 %	-20 %	20 %	50 %	-50 %	-20 %	20 %	50 %
RAC sur titre de contrôle								
T-stat	100,0	56,4	89,4	100,0	100,0	58,3	91,3	100,0
T-stat bootstrap	100,0	65,4	81,0	100,0	100,0	64,0	82,9	100,0
T-skew	100,0	56,0	89,3	100,0	100,0	57,7	91,1	100,0
T-skew bootstrap	100,0	64,5	78,6	100,0	100,0	63,3	80,2	100,0
RAC sur portefeuille de contrôle								
T-stat	100,0	96,5	95,5	100,0	100,0	96,2	96,1	100,0
T-stat bootstrap	100,0	92,2	95,5	100,0	100,0	94,6	95,7	100,0
T-skew	100,0	95,3	95,4	100,0	100,0	95,2	96,2	100,0
T-skew bootstrap	100,0	90,0	94,5	100,0	99,8	92,1	94,1	100,0
RABH sur titre de contrôle								
T-stat	72,5	19,7	25,3	74,4	75,9	19,1	22,8	78,4
T-stat bootstrap	77,2	22,2	21,8	74,8	76,0	23,5	22,1	75,4
T-skew	71,2	24,5	28,8	69,9	72,4	23,3	26,2	74,8
T-skew bootstrap	69,7	21,7	20,8	65,3	67,9	21,7	21,4	67,5
RABH sur portefeuille de contrôle								
T-stat	76,3	16,9	74,2	100,0	77,9	18,3	75,9	99,9
T-stat bootstrap	72,0	14,7	73,9	99,9	75,5	16,9	76,0	100,0
T-skew	59,0	11,8	85,3	100,0	62,9	13,7	85,0	100,0
T-skew bootstrap	62,1	13,5	75,9	100,0	62,4	14,6	77,9	100,0

Figure 6-1 : Puissance du test de Student sur RABH avec titre de contrôle choisi aléatoirement.



Suivant Lyon, Barber et Tsai (1999), un choix judicieux des critères de contrôle affecte non seulement la spécification des tests mais plus encore leur puissance. A titre d'exemple, nous comparons les résultats obtenus dans nos simulations avec ceux de Lyon, Barber et Tsai (1999). Ces derniers étudient la puissance des tests à un horizon d'une année. Lorsque 10% (-10%) sont ajoutés, le test de Student sur la *RABH* calculée à l'aide de firmes de contrôle détecte des rentabilités anormales dans 63,4% (58,6%) des cas dans nos simulations contre 43% (39%) des cas chez Lyon, Barber et Tsai (1999). La différence est aussi frappante avec le test de Student corrigé du coefficient d'asymétrie et « *bootstrappé* » sur la *RABH* calculée à l'aide de portefeuilles de contrôle : 95,4% (63,3%) des rentabilités anormales sont détectées dans nos simulations contre 55% chez Lyon, Barber et Tsai (1999). D'une manière générale, à méthode égale, la puissance des tests construits sur des contrôles aléatoires ou selon le suivant dans l'ordre du CRSP est supérieure à celle obtenue à l'aide des critères taille ou *book-to-market*. Cette différence peut en partie s'expliquer par le fait que les deux échantillons initiaux ne sont pas identiques. Lyon, Barber et Tsai (1999) construisent leurs expériences à partir des marchés américains NYSE, AMEX et NASDAQ entre juillet 1973 et décembre 1994⁵⁵. De plus les titres utilisés doivent être présents sur les bases de données du CRSP et de COMPUSTAT. Etant donné ces différences, il n'est pas possible de comparer exactement nos résultats.

Doit-on pour autant conclure qu'il est inutile de définir des critères pour les contrôles. Nos résultats sont liés à la méthode de simulation. Si les titres événement sont choisis de manière aléatoire, alors un contrôle aléatoire ou pseudo-aléatoire (le suivant dans l'ordre CRSP) conduit à des résultats bien spécifiés et des méthodes puissantes. Par conséquent, les simulations avec tirage aléatoire pur des titres événement ne permettent pas d'évaluer correctement les méthodologies d'analyse d'événement long terme qui utilisent des portefeuilles ou des titres de contrôle. En effet, comme nous l'avons montré, il n'est pas possible de valider une norme constituée à l'aide de caractéristiques.

⁵⁵ Notre étude porte sur les marchés NYSE-AMEX entre juillet 1962 et décembre 1996.

6.3.3 Echantillons conditionnels

Les résultats exposés ci-dessus ont une portée limitée étant donné que nombre d'événements induisent des échantillons ayant des caractéristiques marquées. Ainsi, les émissions de titres sont fréquemment précédées d'une période de hausse du prix, tandis que les rachats d'actions sont effectués lorsque le prix est bas. Dans cette section, nous montrons à l'aide de simulations que les caractéristiques des différents titres d'un échantillon avant l'événement doivent servir à définir les contrôles. Par conséquent, il n'existe pas de recette unique consistant à choisir les titres ou portefeuilles de contrôle par rapport à la taille et au *book-to-market*, mais il s'agit de bien définir les caractéristiques de l'échantillon par rapport à la population. Lorsque des particularités de l'échantillon par rapport à la population sont détectées, elles sont alors utilisées pour déterminer les contrôles. Dans le cas d'échantillons qui présentent une bonne performance avant l'événement, l'emploi d'un contrôle fondé sur la performance passée permet de distinguer entre des effets liés au retournement mis en évidence par DeBondt et Thaler (1985) et des effets à associer à l'événement.

Nos simulations sont effectuées de la manière suivante. Chaque mois, nous classons la performance des titres présents sur le NYSE et l'AMEX en cinq quintiles qui sont fonction de la performance des douze mois précédents. Nous déterminons deux types d'échantillons : le premier est tiré de manière aléatoire à l'intérieur du premier quintile qui contient les titres ayant connu la meilleure performance, le second est obtenu d'une manière identique à l'intérieur du dernier quintile. Pour chaque type d'échantillons, nous envisageons trois contrôles possibles. Le premier contrôle est totalement aléatoire, il s'agit de tous les titres cotés sur le NYSE et l'AMEX. Le deuxième contrôle est obtenu en considérant uniquement les titres ayant connu une bonne performance passée, ce sont ceux qui appartiennent au premier quintile. Le troisième contrôle est choisi parmi les firmes ayant obtenu la performance la plus faible, c'est-à-dire appartenant au dernier quintile.

Tableau 6-5 : Spécification des méthodologies d'analyse d'événement long terme avec des échantillons conditionnels.

Horizon	Contrôle	1 an		3 ans		5 ans	
		2.5%	97.5%	2.5%	97.5%	2.5%	97.5%
Echantillon bonne performance passée							
T-stat	Aléatoire	0,3	8,1	2,4	3,3	6,5	1,3
T-skew	Aléatoire	0,2	8,0	5,8	0,8	23,1	0,2
T-stat	Bonne performance	2,3	2,7	2,6	2,5	2,8	2,4
T-skew	Bonne performance	2,1	2,8	2,4	2,7	2,8	2,7
T-stat	Mauvaise performance	0,0	35,3	1,2	8,3	9,8	2,0
T-skew	Mauvaise performance	0,0	50,6	4,2	1,9	23,0	0,0
Echantillon mauvaise performance passée							
T-stat	Aléatoire	12,9	0,5	2,1	2,4	0,4	5,8
T-skew	Aléatoire	13,6	0,1	0,8	11,2	0,0	45,1
T-stat	Bonne performance	28,3	0,0	3,4	1,8	0,5	9,6
T-skew	Bonne performance	30,8	0,0	2,1	6,8	0,0	30,2
T-stat	Mauvaise performance	2,0	2,8	2,2	2,7	2,3	2,6
T-skew	Mauvaise performance	2,5	2,1	2,7	2,8	2,8	2,5

T-stat correspond à la statistique de Student appliquée au BHAR calculée à l'aide d'une firme de contrôle. T-skew est la statistique de Student ajustée du coefficient d'asymétrie et « *bootstrappée* » appliquée au BHAR calculée à l'aide d'un portefeuille de contrôle. Les valeurs en gras italique indique que le taux de rejet de l'hypothèse nulle est significativement différent à 1% du taux de rejet théorique du test, soit 2.5% dans chacune des queues de distribution.

Le tableau 6-5 présente la spécification du test de Student avec des firmes de contrôle et du test de Student ajusté du coefficient d'asymétrie et *bootstrappé* avec des portefeuilles de contrôle. Les résultats montrent qu'un contrôle choisi aléatoirement ne conduit pas à une bonne spécification du test quel que soit le plan d'expérience. Lorsque l'échantillon événement est choisi parmi les titres ayant connu une bonne performance, le seul type de contrôle valable est un titre ou un portefeuille ayant eu une bonne performance passée. Il en est de même pour les titres avec une mauvaise performance. En fait, nos résultats se rapprochent de ceux obtenus lors de l'étude des effets momentum. Lorsqu'un contrôle est choisi aléatoirement et que, de plus, le titre de l'échantillon a connu une bonne performance dans le passé, les statistiques sont biaisées positivement sur le moyen terme et négativement sur le long terme. On retrouve ici les phénomènes de continuation et de retournement illustrés dans les études sur les effets momentum. Par ailleurs, ces effets sont amplifiés lorsque le contrôle est choisi en opposition au titre événement. Notons enfin que les résultats obtenus avec un contrôle aléatoire sont proches de ceux de Lyon, Barber et Tsai (1999) obtenus avec un critère d'association taille et book-to-market.

Qu'indiquent nos simulations ? Dans un premier temps, nous avons montré que dans des échantillons aléatoires, le choix d'un contrôle aléatoire ou n'ayant aucun lien avec un modèle d'évaluation des actifs financiers induit des tests bien spécifiés. Il n'est donc pas nécessaire de considérer des critères fondés sur la capitalisation boursière et le rapport book-to-market. Lorsque les échantillons sont choisis conditionnellement à un critère, un contrôle aléatoire n'est plus suffisant⁵⁶. Par conséquent, le choix du portefeuille et du titre de contrôle doit s'effectuer de la manière suivante. Il s'agit de déterminer les caractéristiques des titres subissant l'événement par rapport à l'ensemble de la population. Ont-ils une capitalisation boursière faible, une performance passée importante... Si certains critères diffèrent significativement de la population alors ces critères sont utilisés pour associer une firme événement à une firme de contrôle qui ne subit pas l'événement. Ainsi, les rentabilités anormales calculées sont purgées des effets liés à la différence de représentation entre l'échantillon et la population des titres. Si les titres de l'échantillon présentent une bonne performance, comme c'est le cas lors des

⁵⁶ Nous avons aussi simulé avec un critère fondé sur la taille et nous aboutissons à des conclusions identiques bien que les effets mis en évidence soient moins importants.

augmentations de capital, il s'agit d'associer le titre événement avec un titre ayant connu une performance boursière passée similaire. De cette manière, les rentabilités anormales obtenus sur le long terme (cinq ans) n'incluent pas les effets liés au retournement qui tendent à biaiser négativement les statistiques.

Enfin, lorsque plusieurs critères diffèrent entre l'échantillon et la population, il est nécessaire de déterminer leur degré de dépendance. Les titres de contrôle ou portefeuilles de contrôle sont déterminés suivant des règles identiques à celles utilisées dans le cas de la taille et du book-to-market qui ne peuvent servir de référence de manière aveugle.

6.4 Constitution de portefeuilles

Une approche alternative à l'emploi de modèles à des fins prédictives consiste à former des portefeuilles sur la base de l'arrivée des événements. Qui plus est, cette approche permet d'éviter les problèmes liés aux dépendances en coupe. Cette technique est employée, entre autres, par Brav, Geczy et Gompers (2000), Lyon, Barber et Tsai (1999) ainsi que Mitchell et Stafford (2000). Dans un premier temps, nous exposons le lien entre la performance long terme de l'événement et la performance d'un portefeuille.

6.4.1 Portefeuilles et mesure de performance

Mitchell et Stafford (2000) proposent la formation de portefeuilles en fonction de l'arrivée calendaire des événements. Ainsi, le portefeuille événement inclut tous les titres ayant subi l'événement depuis moins de trois ans (cinq ans). Par conséquent, le nombre de titres contenus dans le portefeuille est variable au cours du temps et fonction de la répartition temporelle des événements. Lors de périodes d'activité intense, le nombre de titres inclus dans le portefeuille est important. Le choix de la pondération des titres revient au chercheur. Les choix les plus fréquents sont l'équipondération et la pondération par les capitalisations boursières. Toutefois, il est possible d'envisager des pondérations propres à l'événement comme, dans le cadre des augmentations de capital, l'ampleur des fonds levés. Cette approche présente deux avantages. Tout d'abord, elle tient compte implicitement des corrélations en

coupe présentes entre les rentabilités des titres de l'échantillon. De plus, elle correspond à une stratégie réalisable.

Une fois le portefeuille constitué, il est nécessaire de mesurer sa performance. Mitchell et Stafford (2000) suggèrent l'emploi du modèle de Fama et French (1993). Jegadeesh (2000) mesure aussi la performance à l'aide du modèle de Carhart (1997). Dans une étude sur les augmentations de capital, Eckbo, Masulis et Norli (2000) emploient un modèle à six facteurs : le portefeuille de marché (indice CRSP pondéré par les capitalisations boursières), le spread entre un bon du trésor américain d'échéance 20 ans et un bon du trésor américain d'échéance 1 an, le spread entre un bon du trésor américain d'échéance 90 jours et un bon du trésor américain d'échéance 30 jours, la variation de consommation de biens non durables, la différence entre le taux de rendement des obligations de rating BAA et le taux de rendement des obligations de rating AAA, l'inflation non anticipée⁵⁷. Etant donné que trois des facteurs choisis ne correspondent pas à des portefeuilles échangés sur le marché, il est nécessaire de créer des portefeuilles qui miment leur comportement respectif⁵⁸. La performance du portefeuille événement est alors obtenue à l'aide de la mesure d'un alpha de Jensen.

La mesure de performance du portefeuille événement ne va pas sans poser de problèmes. En effet, ce portefeuille est constitué sur une longue période. Par conséquent, l'évaluation de la performance à l'aide d'un modèle statique n'est pas nécessairement appropriée. Eckbo, Masulis et Norli (2000) suggèrent l'emploi de mesures de performance conditionnelles inspirées des travaux de Ferson et Schadt (1996). Ces derniers supposent que les sensibilités aux facteurs sont reliées linéairement à des variables informationnelles.

Les instruments choisis par Eckbo, Masulis et Norli (2000) sont standard. Ils comprennent le taux de rendement en dividende retardé de l'indice de marché (CRSP pondéré par les capitalisations boursières), le taux d'intérêt retardé du bon du trésor américain à 30 jours, les valeurs retardées des spreads de crédits et de la courbe des

⁵⁷ Eckbo, Masulis et Norli (2000) ne font que reprendre ici les instruments employés dans les études de Ferson et Harvey (1991), Ferson et Korajczyk (1995) ou encore Ferson et Schadt (1996).

⁵⁸ Voir Eckbo et Smith (1998) pour la formation de ces portefeuilles.

taux d'intérêt. La performance anormale du portefeuille événement est alors mesurée à l'aide d'un coefficient alpha de Jensen.

6.4.2 Rentabilité anormale et temps calendaire

L'approche qui consiste à définir un portefeuille événement et à mesurer par la suite sa performance à l'aide d'un alpha de Jensen pose un grave problème quel que soit le modèle d'évaluation retenu. En effet, le portefeuille événement a une composition qui change au cours du temps. Par conséquent, la sensibilité du portefeuille aux différents facteurs évolue elle aussi, même si les sensibilités des titres sont constantes. Mitchell et Stafford (2000) montrent que les sensibilités du modèle de Fama et French (1993) sont susceptibles de varier fortement. Aucune des méthodes précédentes ne tient compte de ce problème important.

C'est pourquoi Mitchell et Stafford (2000) proposent de recourir à la méthode de la rentabilité anormale en temps calendaire, développée initialement par Jaffe (1974) et Mandelker (1974). La modélisation est, dans le principe, identique à celle présentée dans le chapitre 2 dans un cadre univarié :

$$R_{it} = E(R_{it} | I_t) + \sum_{k=T_1^i}^{T_2^i} g_{ik} d_{ikt} + e_{it} \quad (6.11)$$

avec g_{ik} l'impact de l'événement sur la rentabilité de la firme i le jour k ,

d_{ikt} une variable muette qui prend la valeur 1 si $k = t$ et 0 sinon,

T_1^i désigne le début de la fenêtre d'événement pour le titre i ,

T_2^i la fin de la fenêtre d'événement pour le titre i ; en principe la fenêtre d'événement est de taille identique pour l'ensemble des titres,

$e_{it} \sim N(0, S_i^2)$.

L'hypothèse testée est alors la suivante :

$$\begin{cases} H_{11} : \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N x_{it} g_{it} = 0 \\ H_A : \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N x_{it} g_{it} \neq 0 \end{cases}$$

où x_{it} est le poids du titre i à l'instant t dans le portefeuille événement (ce poids est éventuellement nul),

T est le nombre de périodes où le portefeuille est défini.

Ainsi, lorsque la norme est constituée par un modèle multifacteurs tel que le modèle de Fama et French (1993), la sensibilité à chaque facteur est fonction de la composition du portefeuille événement. Cette sensibilité varie même si les sensibilités des titres sont constantes. Mitchell et Stafford (2000) suggèrent de procéder à l'estimation du modèle de Fama et French (1993) sur une période de cinq années après l'événement. Remarquons que, même si le modèle est estimé sur la période d'événement, la performance du portefeuille n'est pas nécessairement nulle, puisque les poids se modifient au cours du temps.

L'hypothèse précédente est testée à l'aide d'un statistique de Student. L'évolution du nombre de firmes dans le portefeuille est susceptible d'introduire de l'hétéroscédasticité. Toutes choses égales par ailleurs, la variance résiduelle du portefeuille est une fonction décroissante du nombre de titres dans le portefeuille. Si l'on ne souhaite pas donner une importance démesurée aux périodes où peu d'événements se produisent, il est nécessaire de standardiser chaque terme de la série $\sum_{i=1}^N x_{it} \hat{g}_{it}$ par sa variance résiduelle. Le test de Student est alors effectué sur les rentabilités anormales en temps calendaire standardisées.

6.4.3 Evaluation des mesures de performance

Dans cette section, nous cherchons à évaluer différentes mesures de performance de portefeuille événement à l'aide de simulations. Ces mesures de performance se fondent sur la connaissance des poids investis dans chaque portefeuille. Pour chaque ensemble de simulations, nous générons 1000 portefeuilles. Les portefeuilles sont constitués de deux manières différentes.

Dans le premier cas, nous tirons uniformément 200 couples titres et dates événement. Si un titre n'est pas présent dans la base CRSP à la date d'événement, nous effectuons un nouveau tirage d'un couple. Le titre est alors conservé cinq années dans le portefeuille. Ainsi, les dates d'événement sont choisies entre juillet 1968 et décembre 1988. Ces choix sont liés à la disponibilité des facteurs de Fama et

French (1993). Ces derniers sont définis entre juillet 1963 et décembre 1993. Nous estimons de plus le modèle sur cinq années. Pour être éligible, un titre doit présenter des rentabilités sur trois ans au moins. Le nombre de titres présents dans le portefeuille varie donc au cours de la période. Si le portefeuille ne contient aucun titre pour un mois donné, nous éliminons ce mois dans notre test.

Dans le second cas, les titres ne sont plus uniformément répartis au cours du temps. Nous considérons des périodes d'activité importante et des périodes de faible activité. Elles sont définies en fonction de la rentabilité du marché sur les 12 mois précédents. Si le marché a connu une rentabilité comprise entre -10% et 30% , le mois courant comporte exactement un événement. Si le marché a eu une rentabilité supérieure à 30% , le nombre d'événements est augmenté de 5 unités soit un total de 6 événements. Si le marché a connu une rentabilité inférieure à -10% , il n'y a pas d'événement le mois courant⁵⁹. Pour chaque événement, nous tirons aléatoirement un titre respectant les principes précédemment énoncés. Dans les périodes normales, ce titre est choisi uniformément parmi les titres présents. Par contre, lors des périodes d'activités importantes, nous définissons deux possibilités : dans la première expérience, le titre est tiré uniformément, alors que dans la seconde, le titre est choisi aléatoirement parmi les titres ayant connu la meilleure performance passée (20%). Enfin, nous considérons l'expérience inverse qui consiste à augmenter le nombre d'événements lorsque le marché a été baissier et à le réduire lorsque le marché a été haussier. Dans ce cas, pour les périodes baissières, les titres sont tirés soit uniformément parmi l'ensemble des présents, soit en fonction de leur performance passée, c'est-à-dire parmi le dernier quintile.

La performance de chaque portefeuille est mesurée au niveau de chaque titre à l'aide des deux modèles suivants : Fama et French (1993) ou Carhart (1997). Pour chaque firme événement incluse dans le portefeuille, ces deux modèles sont estimés et les rentabilités anormales associées sont calculées. Nous considérons quatre choix possibles pour les périodes d'estimations. Le premier consiste à estimer le modèle sur la période d'événement de la même manière que Mitchell et Stafford (2000). Les rentabilités anormales sont alors des erreurs « in sample ». L'estimation sur la

⁵⁹ Le nombre de périodes d'activité importantes ou réduites est à peu près identique, soit 35 périodes pour l'activité importante et 32 pour l'activité réduite.

période précédant l'événement constitue une deuxième possibilité. Les rentabilités anormales sont alors considérées comme des erreurs de prévision. Il est important de noter que, dans ce cas, la variance des rentabilités anormales croît en fonction de l'horizon de prévision. Ce phénomène peut avoir des conséquences importantes sur la qualité de la mesure de performance. La troisième possibilité consiste à estimer le modèle en pas glissant et à considérer la rentabilité anormale comme une erreur de prévision à l'instant suivant la fin de la période d'estimation. Enfin, la quatrième et dernière possibilité est presque identique à la précédente : la fenêtre d'estimation s'accroît de manière à inclure chaque nouvelle observation. Les rentabilités anormales sont définies comme les erreurs de prévision à l'instant suivant la fin de la période d'estimation.

Les rentabilités anormales obtenues pour chaque titre inclus dans le portefeuille sont alors agrégées à chaque instant de manière à former la série des rentabilités anormales du portefeuille. Les portefeuilles formés sont équipondérés à chaque instant. Tester l'impact d'un événement revient à tester la nullité de la série des rentabilités anormales du portefeuille. Pour ce faire, nous employons une statistique de Student classique (t-stat). Le nombre de titres étant variable à l'intérieur du portefeuille, la série des rentabilités anormales est susceptible de présenter de l'hétéroscédasticité. C'est pourquoi, à chaque instant, les rentabilités anormales du portefeuille sont normées par l'écart-type en coupe des rentabilités anormales des titres présents dans le portefeuille à cet instant. La statistique de Student est calculée sur la série des rentabilités anormales standardisées (t-coupe).

Les rentabilités anormales des différents titres appartenant à un portefeuille ont des variances différentes qui sont fonction du titre et de l'horizon de prévision. Qui plus est, les rentabilités anormales ne correspondent pas toutes à un même horizon de prévision lorsqu'elles sont agrégées à un instant donné. Nous proposons une statistique qui permet une correction de ces problèmes. Cette statistique s'inspire des travaux sur le court terme de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991). Nous suggérons donc de standardiser la rentabilité anormale de chaque titre par son écart-type prévu. Lorsque l'estimation du modèle est effectuée sur la période d'événement, l'écart-type est identique pour chaque instant où la rentabilité anormale est calculée. En revanche, cet écart-type est spécifique au titre. Dans le cas où l'estimation est effectuée avant la période d'événement, l'écart-type est corrigé de l'horizon de

prévision comme dans la méthode de Patell (1976)⁶⁰. Les rentabilités anormales standardisées des titres sont alors agrégées à chaque instant suivant les poids du portefeuille. Les deux statistiques précédemment décrites sont calculées sur cette nouvelle série (t-standard titre et t-standard coupe).

6.4.4 Résultats des simulations

Afin d'évaluer les différentes mesures de performance présentées ci-dessus, nous procédons à des simulations de Brown et Warner (1980 et 1985). Si la mesure de la spécification ne pose aucun problème, celle de la puissance appelle quelques précisions : nous ajoutons chaque mois une rentabilité anormale au titre de telle manière que la rentabilité anormale totale⁶¹ sur les cinq années soit égale au montant choisi lors de l'expérience. La rentabilité anormale totale varie entre -30% et 30%. Les tableaux 6-6 et 6-7 présentent les résultats obtenus lorsque les événements sont distribués de manière aléatoire durant la période d'étude.

Le choix de la période d'estimation ne semble pas être déterminant puisque les résultats en terme de spécification et de puissance sont très proches. En particulier, lorsque le modèle est estimé avant la période d'événement, il est possible d'obtenir des résultats bien spécifiés. Ceci contraste avec les résultats de Kothari et Warner (1997) qui montrent la faible capacité prédictive du modèle de Fama et French (1993). Deux différences majeures sont toutefois à noter ici : les titres sont regroupés dans un portefeuille et certaines méthodes ajustent l'écart-type des rentabilités anormales de l'horizon de prévision. L'estimation sur la période d'événement semble être la méthode qui fournit les meilleurs résultats en terme de spécification et de puissance, même si les différences sont faibles entre les choix des périodes.

Les différences entre les modèles de Fama et French (1993) et de Carhart (1997) sont faibles. Le modèle de Carhart (1997) tend à rejeter l'hypothèse d'absence des rentabilités anormales légèrement plus fréquemment que 5%, alors que le modèle de

⁶⁰ La correction est ici plus compliquée que chez Patell (1976) puisque le modèle de régression est multifactoriel (voir Greene (1993), p 195)

⁶¹ La rentabilité anormale totale est la somme de l'ensemble des rentabilités anormales mensuelles qui sont identiques.

Fama et French (1993) conduit à un rejet légèrement inférieur à 5%. Cette légère différence est confirmée lors de l'étude de la puissance. Le modèle de Carhart (1997) est plus puissant que celui de Fama et French (1993) lorsque les rentabilités anormales sont positives, notamment pour 10% et 20%. L'inverse est vrai lorsque les rentabilités anormales sont négatives notamment pour -10% et -20%.

Les tests qui standardisent les rentabilités anormales du portefeuille à l'aide de l'écart-type en coupe à chaque instant sont les mieux spécifiés, quel que soit le modèle estimé. Comme nous l'avons déjà mentionné, ceci montre qu'il est important de tenir de l'hétéroscédasticité introduite par un nombre de titres variable au cours du temps. De plus, la statistique inspirée de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991) qui consiste à diviser les rentabilités anormales standardisées par les écart-types individuels des titres apparaît comme la plus puissante des statistiques bien spécifiées, notamment lorsque les rentabilités anormales sont positives. Lorsque ces dernières sont négatives, les résultats sont plus mitigés.

Tableau 6-6 : Taux de rejet des mesures de performance à l'aide du modèle de Fama et French (1993)

	-30%	-20%	-10%	0%	10%	20%	30%
Estimation sur la période d'événement							
t-stat	99,0	85,8	33,2	3,7	36,8	89,1	99,7
t-coupe	88,5	74,8	32,6	5,3	17,1	57,5	81,8
t-standard titre	100,0	93,3	33,2	4,4	60,7	98,5	99,9
t-standard coupe	88,4	72,3	22,2	4,2	36,6	75,4	86,9
Estimation avant la période d'événement							
t-stat	99,1	83,1	30,3	2,7	26,6	84,0	99,1
t-coupe	90,2	73,6	34,1	5,9	10,1	46,4	74,8
t-standard titre	99,7	88,7	30,0	2,7	36,7	92,7	99,7
t-standard coupe	88,5	74,4	31,8	4,4	17,5	60,9	81,0
Estimation à pas glissant							
t-stat	99,2	85,7	31,3	3,0	27,1	83,6	99,3
t-coupe	88,8	74,8	35,1	6,4	10,7	47,1	76,5
t-standard titre	99,6	88,5	28,5	2,4	44,2	95,7	99,9
t-standard coupe	88,7	72,6	28,4	3,5	23,3	67,3	84,2
Estimation en augmentation de la période							
t-stat	99,3	85,5	31,3	3,0	27,4	83,7	99,1
t-coupe	88,9	74,7	35,0	6,5	10,3	47,2	76,2
t-standard titre	99,5	88,5	28,6	2,3	44,3	95,8	99,4
t-standard coupe	88,8	72,5	28,6	3,6	23,4	67,4	84,6

Tableau 6-7 : Taux de rejet des mesures de performance à l'aide du modèle de Carhart (1997)

	-30%	-20%	-10%	0%	10%	20%	30%
Estimation sur la période d'événement							
t-stat	98,6	81,7	21,0	6,3	51,4	94,3	100,0
t-coupe	86,7	66,2	24,7	4,5	26,1	66,1	82,9
t-standard titre	99,9	91,5	25,7	7,8	68,2	99,3	100,0
t-standard coupe	87,8	66,7	17,3	6,5	44,9	78,7	88,7
Estimation avant la période d'événement							
t-stat	95,8	64,6	12,3	6,6	47,6	92,8	99,8
t-coupe	81,8	58,4	19,7	4,8	22,7	59,8	81,2
t-standard titre	98,5	73,5	14,0	8,4	59,3	98,0	99,9
t-standard coupe	83,7	61,3	16,1	5,2	33,1	70,9	85,3
Estimation à pas glissant							
t-stat	97,3	69,6	11,6	5,7	48,3	93,3	100,0
t-coupe	83,2	59,1	20,0	3,8	22,6	60,7	81,0
t-standard titre	98,6	75,0	10,8	9,4	65,8	98,6	100,0
t-standard coupe	83,3	58,2	12,9	5,4	38,3	76,6	87,8
Estimation en augmentation de la période							
t-stat	97,4	69,4	11,4	5,8	48,2	93,5	100,0
t-coupe	83,5	59,6	20,2	3,7	22,7	60,5	81,2
t-standard titre	98,7	75,3	10,8	9,7	65,7	98,8	100,0
t-standard coupe	83,2	58,2	12,9	5,4	38,4	76,6	87,8

Tableau 6-8 : Spécification des tests en fonction des périodes de forte et de faible intensité événementielle.

Modèle Marché Choix titres	Fama et French (1993)				Carhart (1997)			
	Haussier Aléatoire	Haussier Gagnant	Baissier Aléatoire	Baissier Perdant	Haussier Aléatoire	Haussier Gagnant	Baissier Aléatoire	Baissier Perdant
Estimation sur la période d'événement								
t-stat	5,8	100,0	3,3	100,0	4,7	99,9	8,1	100,0
t-coupe	6,0	85,3	1,4	93,3	2,1	85,3	3,8	91,1
t-standard titre	6,8	100,0	6,2	100,0	6,7	100,0	12,7	100,0
t-standard coupe	4,7	87,1	4,7	93,4	4,0	85,8	6,8	91,6
Estimation avant la période d'événement								
t-stat	4,0	99,4	1,3	100,0	4,0	99,9	8,0	100,0
t-coupe	7,4	74,4	0,9	91,9	3,0	79,8	3,6	92,1
t-standard titre	3,6	99,7	1,2	100,0	6,0	100,0	9,2	100,0
t-standard coupe	4,6	76,2	0,9	92,6	4,3	80,6	5,4	91,4
Estimation à pas glissant								
t-stat	4,1	99,9	1,9	100,0	4,0	99,8	7,4	100,0
t-coupe	6,7	80,0	1,3	93,5	1,8	80,5	3,4	92,7
t-standard titre	3,7	100,0	2,1	100,0	7,3	100,0	14,0	100,0
t-standard coupe	4,0	85,5	1,1	94,6	4,3	83,1	6,1	93,2
Estimation en augmentation de la période								
t-stat	4,2	99,9	1,9	100,0	4,1	99,9	7,7	100,0
t-coupe	6,6	81,0	1,5	93,6	1,8	80,3	3,6	92,8
t-standard titre	3,6	100,0	2,3	100,0	7,3	100,0	14,1	100,0
t-standard coupe	3,9	84,5	1,2	95,0	4,4	84,0	6,0	93,3

Tableau 6-9 : Puissance des tests en fonction des périodes de forte et de faible intensité événementielle (modèle de Fama et French (1993)).

Marché Ajout	Hausssier				Baissier			
	-20%	-10%	10%	20%	-20%	-10%	10%	20%
Estimation sur la période d'événement								
t-stat	85,5	33,0	35,5	88,8	97,7	54,4	60,4	99,2
t-coupe	70,6	32,2	11,9	50,7	82,2	36,0	32,6	76,3
t-standard titre	92,9	33,1	61,0	97,9	99,2	50,4	85,1	99,9
t-standard coupe	68,7	25,0	29,3	71,3	81,9	25,4	57,7	86,1
Estimation avant la période d'événement								
t-stat	81,8	31,4	25,2	81,3	97,0	47,1	48,2	98,3
t-coupe	71,8	34,7	9,0	38,2	81,8	37,5	19,2	71,6
t-standard titre	86,3	33,2	35,7	91,0	98,6	52,8	62,0	99,5
t-standard coupe	71,5	32,7	13,8	52,3	84,4	38,1	30,5	76,1
Estimation à pas glissant								
t-stat	83,8	32,4	25,8	82,6	97,8	52,0	45,2	98,4
t-coupe	71,8	35,5	7,4	38,9	82,9	39,4	19,2	70,7
t-standard titre	86,5	29,8	45,3	93,8	98,4	46,0	71,5	99,8
t-standard coupe	71,6	28,0	17,9	57,6	82,5	32,0	40,7	81,2
Estimation en augmentation de la période								
t-stat	83,7	32,2	25,7	82,6	97,7	52,1	45,3	98,3
t-coupe	71,9	35,4	7,7	38,7	82,9	39,5	19,3	70,7
t-standard titre	86,6	30,0	45,5	93,7	98,3	46,0	71,7	99,9
t-standard coupe	71,6	28,1	17,7	57,7	82,5	32,1	40,7	81,1

Tableau 6-10 : Puissance des tests en fonction des périodes de forte et de faible intensité événementielle (modèle de Carhart (1997)).

Période Ajout	Haus sier				Baissier			
	-20%	-10%	10%	20%	-20%	-10%	10%	20%
Estimation sur la période d'événement								
t-stat	78,9	23,2	49,0	94,3	92,5	34,7	82,1	99,9
t-coupe	68,3	22,4	20,0	60,1	76,3	21,2	48,7	84,0
t-standard titre	90,7	27,1	68,6	99,3	98,7	38,1	93,9	100,0
t-standard coupe	67,7	16,8	38,4	74,3	79,0	15,6	66,5	87,6
Estimation avant la période d'événement								
t-stat	66,3	15,3	46,4	92,2	88,7	18,1	77,2	99,5
t-coupe	61,9	20,9	18,6	54,4	72,6	13,6	41,2	81,2
t-standard titre	72,5	15,5	59,8	96,5	92,5	24,6	85,7	99,9
t-standard coupe	61,3	18,2	26,4	65,3	74,9	15,3	51,3	83,3
Estimation à pas glissant								
t-stat	68,8	14,2	47,0	91,7	89,6	20,4	77,8	99,7
t-coupe	61,2	19,5	19,1	56,5	73,4	14,1	41,6	82,9
t-standard titre	73,3	11,5	66,6	98,3	91,8	17,6	91,8	99,9
t-standard coupe	58,1	12,8	32,1	69,3	73,5	9,9	59,1	85,5
Estimation en augmentation de la période								
t-stat	69,0	14,1	46,9	91,5	89,3	19,3	77,5	99,8
t-coupe	61,0	19,3	19,0	56,0	73,2	13,5	42,0	83,6
t-standard titre	73,4	11,8	66,3	98,1	92,0	17,7	91,8	99,9
t-standard coupe	58,3	13,1	31,8	69,2	74,2	9,9	59,2	85,0

A la suite de Loughran et Ritter (2000), nous procédons à l'étude du comportement des tests sur des portefeuilles dont la composition est fortement variable au cours du temps. Rappelons brièvement que nous envisageons deux types de portefeuilles. Le premier type est constitué des portefeuilles dont le nombre de titres augmente lorsque le marché est haussier (rentabilité supérieure à 30% sur les 12 mois précédents). Dans les périodes d'intensité événementielle, les titres sont choisis aléatoirement, soit dans l'ensemble de la base disponible, soit parmi les titres ayant connu la meilleure performance. Le second type est composé des portefeuilles dont le nombre de titres est plus important lorsque le marché est baissier (rentabilité inférieure à -10% sur les 12 mois précédents). Dans les périodes de forte intensité événementielle, les titres sont tirés aléatoirement, soit dans l'ensemble de la base disponible, soit parmi les titres ayant connu la performance la plus faible.

Le tableau 6-8 présente les résultats obtenus en terme de spécification des différents tests proposés pour les deux types de portefeuilles. Si les titres sont choisis en fonction de leur performance passée, aucun des tests n'est bien spécifié. Ce résultat est valable pour le modèle de Fama et French (1993), ainsi que pour le modèle de Carhart (1997). Les portefeuilles constitués forment en fait une variante des stratégies momentum qui sont alors filtrées par rapport au marché. Ceci explique en partie l'échec de nos tests en matière de spécification. Nos constatations ont de fortes implications : si les titres d'un échantillon présentent une performance anormale avant l'événement lorsque le marché est soit haussier soit baissier, alors aucune conclusion ne peut être tirée avec les tests examinés. Nous conseillons alors au chercheur d'utiliser l'appairage par des caractéristiques tel qu'il a été défini ci-dessus.

Lorsque les titres sont choisis de manière aléatoire en présence de marché haussier ou baissier, les résultats des différents tests sont relativement bien spécifiés. Des différences sont toutefois sensibles. La période d'estimation semble jouer un rôle, puisque seule l'estimation sur la période d'événement conduit à des résultats bien spécifiés si le marché est baissier et si le modèle utilisé est celui de Fama et French (1993). Le test *t-standard coupe* proposé dans cette étude est assurément le mieux spécifié dans les différents scénarios envisagés. Par conséquent, son utilisation est particulièrement recommandée.

Les résultats concernant la puissance des tests sont résumés dans les tableaux 6-9 pour le modèle de Fama et French (1993) et 6-10 pour le modèle de Carhart (1997). Le test inspiré de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991) n'est pas le plus puissant. En règle générale, il détecte plus fréquemment des rentabilités anormales que le test standardisé par la variance en coupe, qui est souvent bien spécifié. De plus on remarque une asymétrie pour le nouveau test proposé. Les rentabilités anormales positives sont plus fréquemment détectées que les négatives. Enfin, si l'on compare la puissance de ce test en fonction du type du portefeuille, on s'aperçoit que la méthode de détection des rentabilités anormales est meilleure lorsque la période d'intensité événementielle est définie par rapport au marché baissier. Dans ce cas le pouvoir de détection est supérieur au cas où le nombre de titres n'est pas fonction des conditions du marché (voir tableaux 6-6 et 6-7).

Lors de ces simulations, nous avons validé l'usage d'un nouveau test en analyse d'événement long terme. Le test proposé est celui qui est le plus fréquemment bien spécifié dans les différents scénarios envisagés. C'est le plus puissant parmi les tests qui tiennent compte de la variation du nombre de titres à l'intérieur du portefeuille événement. Toutefois, lorsque les titres introduits dans le portefeuille présentent une bonne performance, aucun des tests évalués n'est bien spécifié. Dans ce cas, nous suggérons de recourir à une mesure de la performance par des portefeuilles ou des titres de contrôle.

Conclusion

Ce chapitre a montré l'évolution des techniques d'analyse d'événement ainsi que la difficulté à définir des méthodologies bien spécifiées et puissantes. Notre contribution se situe à deux niveaux. Lorsque des firmes ou portefeuilles de contrôle sont employés pour mesurer la performance anormale, nous avons montré que les choix effectués dans un grand nombre d'études sur les critères taille et book-to-market ne sont pas nécessairement pertinents. Des résultats identiques à ceux de l'étude de Lyon, Barber et Tsai (1999) peuvent être obtenus avec un choix aléatoire des titres ou portefeuilles de contrôle. En fait, les critères d'appariage doivent être choisis en fonction des différences observées sur les caractéristiques des titres de l'échantillon et des titres de la population. Nous avons aussi examiné les techniques

de constitution de portefeuilles. Nous avons développé une nouvelle statistique qui se fonde sur la mesure de performance de portefeuille et sur la connaissance des poids détenus dans chaque titre. Cette statistique, inspirée de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991), conduit à des tests bien spécifiés dans la plupart des scénarios envisagés. De surcroît, elle est la puissante parmi les méthodologies bien spécifiées. Notons tout de même que cette statistique suppose l'indépendance en coupe.

7 Application des modèles ARCH

Ce chapitre propose une adaptation des modèles ARCH à l'analyse d'événement. Nous débutons par l'étude des effets ARCH dans les résidus du modèle de marché. Puis nous introduisons une nouvelle méthodologie et dérivons les statistiques qui permettent de tester la nullité des rentabilités anormales simples et cumulées. Nous validons cette méthodologie à l'aide de simulations de Monte Carlo ainsi que de simulations sur données réelles à la Brown et Warner (1980 et 1985).

7.1 Définition du modèle

7.1.1 La norme

Nous introduisons un nouveau modèle qui permet la prise en compte de certaines dépendances temporelles. La rentabilité d'un titre est issue d'un modèle à facteurs dont les erreurs suivent un processus de la famille ARCH⁶². Nous choisissons de nous restreindre à un modèle qui ne comprend qu'un seul facteur : le marché. Toutefois, il peut être aisément généralisé à plusieurs facteurs. Les dépendances temporelles proviennent de la définition du processus suivi par les erreurs du modèle. Etant donné que nous supposons ces erreurs décrites par un processus de la famille ARCH, les dépendances introduites portent sur le carré des erreurs. En particulier, nous supposons que les erreurs sont décrites par un modèle GARCH(1,1). Le modèle qui décrit les rentabilités est donc le suivant :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + e_{it} \quad (7.1)$$

$$e_{it} | e_{it-1}, e_{it-2}, \mathbf{K} ! N(0, h_{it}),$$

$$h_{it} = a_{i0} + a_{i1} e_{it-1}^2 + a_{i2} h_{it-1},$$

On suppose, de plus, que R_{mt} et R_{mi} sont indépendants et identiquement distribués pour tout t et i et que R_{mt} et e_{it} sont indépendants pour tout t , i et i . Par ailleurs,

⁶² Voir les revues de Bollerslev, Chou et Kroner (1992), de Zakoïan (1992), de Bera et Higgins (1993), de Bollerslev, Engle et Nelson (1994) ou encore de Palm (1995).

nous nous restreignons à une modélisation univarié : e_{it} et e_{jt} sont indépendants pour tout $i, j \neq i, t$, et i .

Par ailleurs, nous imposons les contraintes suivantes : $a_{i0} > 0$, $a_{i1} \geq 0$, $a_{i2} \geq 0$. Ces contraintes assurent de la positivité de la variance conditionnelle. De plus, la contrainte $a_{i1} + a_{i2} < 1$ est aussi imposée. Ceci assure l'existence de la variance inconditionnelle des erreurs.

7.1.2 Impact de l'événement sur la rentabilité

Notre démarche s'inspire et généralise les études de de Jong, Kemna et Kloek (1992) et de Kryzanowski et Zhang (1993). Comme dans le chapitre 2, l'impact de l'événement sur la rentabilité peut être défini de deux manières. Le premier modèle présente l'impact de l'événement à chaque instant de la fenêtre :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + \sum_{k=T_1^i}^{T_2^i} g_{ik} d_{ikt} + e_{it} \quad (7.2)$$

$$e_{it} | e_{it-1}, e_{it-2}, \mathbf{K} ! N(0, h_{it}),$$

$$h_{it} = a_{i0} + a_{i1} e_{it-1}^2 + a_{i2} h_{it-1},$$

avec g_{ik} l'impact de l'événement sur la rentabilité de la firme i le jour k ,

d_{ikt} une variable muette qui prend la valeur 1 si $k = t$ et 0 sinon,

T_1^i désigne le début de la fenêtre d'événement pour le titre i ,

T_2^i la fin de la fenêtre d'événement pour le titre i ; en principe la fenêtre d'événement est de taille identique pour l'ensemble des titres.

Le second modèle définit l'impact global de l'événement sur l'ensemble de la fenêtre d'événement :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + v_i d_{i[T_1^i; T_2^i]} + e_{it} \quad (7.3)$$

$$e_{it} | e_{it-1}, e_{it-2}, \mathbf{K} ! N(0, h_{it}),$$

$$h_{it} = a_{i0} + a_{i1} e_{it-1}^2 + a_{i2} h_{it-1},$$

où v_i est le paramètre qui mesure l'impact cumulé de l'événement sur l'ensemble de la fenêtre pour la firme i ,

$d_{i[T_1^i; T_2^i]}$ est une variable muette qui prend la valeur $1/(T_2^i - T_1^i + 1)$ dans la fenêtre d'événement et 0 sinon.

7.1.3 Impact sur la variance inconditionnelle

Dans le modèle (7.1), la variance inconditionnelle des erreurs est donnée par :

$$S_{e_i}^2 = \frac{a_{i0}}{1 - a_{i1} - a_{i2}} \quad (7.4)$$

Ainsi toute modification d'un paramètre de la variance conditionnelle autour de l'événement affecte la variance inconditionnelle. Par conséquent, nous définissons le modèle destiné à prendre en compte une modification de la variance conditionnelle autour de l'événement :

$$R_{it} = a_i + b_i R_{mt} + \sum_{k=T_1^i}^{T_2^i} g_{ik} d_{ikt} + e_{it} \quad (7.5)$$

$$e_{it} | e_{it-1}, e_{it-2}, \mathbf{K} ! N(0, h_{it}),$$

$$h_{it} = a_{i0} + \Delta a_{i0} D_{it} + a_{i1} e_{it-1}^2 + \Delta a_{i1} e_{it-1}^2 D_{it} + a_{i2} h_{it-1} + \Delta a_{i2} h_{it-1} D_{it},$$

où D_{it} est une variable muette qui prend la valeur 0 avant l'événement et la valeur 1 après l'événement.

Les contraintes suivantes sont imposées sur les paramètres de l'équation de la variance conditionnelle : $a_{i0} + \Delta a_{i0} > 0$, $a_{i1} + \Delta a_{i1} \geq 0$, $a_{i2} + \Delta a_{i2} \geq 0$ et $a_{i1} + \Delta a_{i1} + a_{i2} + \Delta a_{i2} < 1$.

Par conséquent, la variance inconditionnelle des erreurs s'exprime après l'événement :

$$S_{e_i}^2 = \frac{a_{i0} + \Delta a_{i0}}{1 - a_{i1} - \Delta a_{i1} - a_{i2} - \Delta a_{i2}} \quad (7.6)$$

Cette modélisation permet de rendre compte des sauts de variance inconditionnelle permanents. De nombreuses études, notamment Giaccotto et Sfiridis (1996), considèrent aussi des sauts de variances temporaires, c'est-à-dire qui ont lieu autour de l'événement. Ces études ne se placent pas dans le cadre d'une variance

conditionnelle susceptible de se modifier au cours du temps. C'est pourquoi, une modélisation ARCH des erreurs du modèle de régression est parfaitement susceptible de rendre compte des sauts de variance observés autour de certains événements.

7.1.4 Tests d'hypothèses

Plusieurs hypothèses peuvent être testées. Dans cette sous-section, nous reprenons celles qui nous intéressent le plus.

$$\bullet \left\{ \begin{array}{l} H_{12} : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_{it} = 0 \\ H_A : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_{it} \neq 0 \end{array} \right. \quad \text{la moyenne des rentabilités anormales à la date } t \text{ est}$$

nulle.

Cette hypothèse est testée au sein des modèles (7.3) ou (7.5). Elle correspond à l'hypothèse H_1 présentée dans le chapitre 2.

$$\bullet \left\{ \begin{array}{l} H_{13} : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i = 0 \\ H_A : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i \neq 0 \end{array} \right. \quad \text{La moyenne des rentabilités anormales cumulées sur la}$$

fenêtre d'événement est nulle.

Cette hypothèse est testée au sein du modèle (7.2) ou d'une version modifiée du modèle (7.5), qui introduit l'impact global de l'événement dans l'expression de la rentabilité. Elle correspond à l'hypothèse H_5 présentée dans le chapitre 2.

7.2 Estimation et statistiques

7.2.1 Estimation du modèle

Dans cette section, nous présentons l'estimation du modèle (7.2). Les autres modèles peuvent être estimés suivant une procédure identique. Nous introduisons les notations suivantes :

$$x'_t = \left(1, R_{mt}, \mathbf{d}_{IT_1^t}, \mathbf{K} \mathbf{d}_{IT_2^t} \right),$$

$$z'_t = (1, e_{it-1}^2, h_{it-1}),$$

$$w' = (a_0, a_1, a_2),$$

$$b' = (a_i, b_i, g_{iT_1}, \mathbf{K}, g_{iT_2}).$$

L'estimation d'un tel modèle s'effectue par maximisation de la fonction de log vraisemblance.

$$L_T = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T l_t(q) \quad (7.7)$$

$$\text{où} \quad l_t(q) = -\frac{1}{2} \log(h_{it}) - \frac{1}{2} e_{it}^2 h_{it}^{-1},$$

$$q = (b', w').$$

Par conséquent, les dérivées de la fonction de vraisemblance par rapport aux paramètres de la variance conditionnelle ont pour expression :

$$\frac{\partial l_t}{\partial w} = \frac{1}{2h_{it}} \frac{\partial h_{it}}{\partial w} \left[\frac{e_{it}^2}{h_{it}} - 1 \right] \quad (7.8)$$

$$\text{où} \quad \frac{\partial h_t}{\partial w} = z_t + a_2 \frac{\partial h_{t-1}}{\partial w}$$

Le second terme de l'expression de $\frac{\partial h_{it}}{\partial w}$ correspond à la récursivité introduite par la modélisation GARCH en comparaison avec une modélisation ARCH. Ce terme accroît ainsi la difficulté d'estimation du modèle.

De même, les dérivées de la fonction de vraisemblance par rapport aux paramètres du modèle de régression s'écrivent de la manière suivante :

$$\frac{\partial l_t}{\partial b} = \frac{e_{it} x_{it}}{h_{it}} + \frac{1}{2} h_{it} \frac{\partial h_{it}}{\partial b} \left[\frac{e_{it}^2}{h_{it}} - 1 \right] \quad (7.9)$$

$$\text{où} \quad \frac{\partial h_{it}}{\partial b} = -2a_1 x_{t-1} e_{t-1} + a_2 \frac{\partial h_{it-1}}{\partial b}.$$

La matrice de variance-covariance des différents paramètres estimés est donnée par:

$$\text{Var} \left[\sqrt{T} (\hat{q}_T - q) \right] = J^{-1} I J^{-1} \quad (7.10)$$

$$\text{où } J = -E\left(\frac{\partial^2 l_t}{\partial q \partial q'}\right),$$

$$I = E\left(\frac{\partial l_t}{\partial q} \frac{\partial l_t}{\partial q'}\right).$$

Dans le cas où la vraie distribution conditionnelle est normale, les matrices I et J sont identiques. Par conséquent, $V_{as}\left[\sqrt{T}(\hat{q}_T - q)\right] = J^{-1}$.

La matrice de variance-covariance des paramètres est obtenue à l'aide des dérivées secondes par rapport aux différents paramètres. Ainsi,

$$\frac{\partial^2 l_t}{\partial w \partial w'} = \left[\frac{e_{it}^2}{h_{it}} - 1\right] \frac{\partial}{\partial w'} \left[\frac{1}{2h_{it}} \frac{\partial h_{it}}{\partial w}\right] - \frac{1}{2h_{it}^2} \frac{\partial h_{it}}{\partial w} \frac{\partial h_{it}}{\partial w'} \frac{e_{it}^2}{h_{it}}$$

et donc $E\left(\frac{\partial^2 l_t}{\partial w \partial w'}\right) = -E\left(\frac{1}{2h_{it}^2} \frac{\partial h_{it}}{\partial w} \frac{\partial h_{it}}{\partial w'} \frac{e_{it}^2}{h_{it}}\right)$.

Il est intéressant de noter que seules les dérivées premières sont utiles dans le calcul du bloc de la matrice de variance-covariance correspondant à w .

On procède de même pour les paramètres de l'espérance conditionnelle :

$$\frac{\partial^2 l_t}{\partial b \partial b'} = -\frac{x_t x_t'}{h_{it}} - \frac{1}{2h_{it}^2} \frac{\partial h_{it}}{\partial b} \frac{\partial h_{it}}{\partial b'} \frac{e_{it}^2}{h_{it}} - \frac{2}{h_{it}^2} e_{it} x_t \frac{\partial h_{it}}{\partial b} + \left[\frac{e_{it}^2}{h_{it}} - 1\right] \frac{\partial}{\partial b'} \left[\frac{1}{2h_{it}} \frac{\partial h_{it}}{\partial b}\right]$$

et donc $E\left(\frac{\partial^2 l_t}{\partial b \partial b'}\right) = -E\left(\frac{x_t x_t'}{h_{it}} + \frac{1}{2h_{it}^2} \frac{\partial h_{it}}{\partial b} \frac{\partial h_{it}}{\partial b'} \frac{e_{it}^2}{h_{it}}\right)$.

Comme le signalent Bera et Higgins (1993), les blocs hors diagonale qui correspondent aux dérivées croisées entre les deux types de paramètres sont des matrices nulles pour des modèles ARCH symétriques comme les modèles GARCH. Cette propriété permet l'estimation séparée des paramètres de l'espérance conditionnelle de ceux de la variance conditionnelle.

L'hypothèse de normalité conditionnelle des erreurs est en général très difficile à justifier. C'est pourquoi l'estimation de la matrice de variance-covariance par le maximum de vraisemblance n'est valable qu'asymptotiquement à condition que les deux premiers moments conditionnels soient bien spécifiés. Ainsi,

$$\sqrt{T}(\hat{q} - q) \xrightarrow{L} N(0, J^{-1}IJ^{-1})$$

Il est à remarquer que dans le cadre de l'estimation par le pseudo-maximum de vraisemblance⁶³, les deux matrices I et J ne coïncident plus.

7.2.2 Statistique de test

Afin de tester les hypothèses H_{12} et H_{13} , nous introduisons une statistique inspirée de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991). Cette statistique consiste à standardiser le paramètre estimé par l'écart-type de son estimateur. Puis la statistique de Student est calculé sur les estimateurs standardisés avec écart-type en coupe. Plus précisément,

$$J_{19} = \frac{\sum_{i=1}^N S\hat{R}C_i}{\sqrt{N\hat{S}_{coupe}}}$$

$$\text{où } S\hat{R}C_i = \frac{\hat{g}_i}{\hat{S}(\hat{g}_i)},$$

\hat{S}_{coupe} est l'estimateur de l'écart-type en coupe de $S\hat{R}C_i$.

Cette statistique est distribuée suivant une loi de Student à $N-1$ degrés de liberté.

De même, une statistique peut être définie à partir des estimateurs de l'impact global de l'événement sur la totalité de la fenêtre ou à partir des estimateurs des changements de paramètres de la variance conditionnelle.

7.2.3 Critique de l'approche prévisionniste

Une approche fréquemment utilisée en analyse d'événement consiste estimer les paramètres de la norme sur la période d'estimation. La rentabilité anormale est alors estimée comme l'erreur de prévision du modèle estimé. Dans le cadre d'un modèle à facteurs avec erreurs GARCH, les études de Jayanti et Booth (1992), Brockett, Chen et Garven (1994), Corhay et Tourani Rad (1996), Hilliard et Savickas (2000 a et b) procèdent de la sorte. Or les intervalles de confiance des estimateurs de l'impact de l'événement sur la rentabilité sont biaisés.

⁶³ Pour plus d'informations sur le pseudo-maximum de vraisemblance, voir Gouriéroux, Montfort et Trognon (1984) ainsi que Gouriéroux (1992).

Comme le montrent Baillie et Bollerslev (1992), la connaissance de la prévision de la variance conditionnelle à l'horizon s n'est pas suffisante pour construire un intervalle de confiance correctement spécifié pour les erreurs de prévision. Lorsque $s=1$, la distribution conditionnelle de l'erreur de prévision est normale. En revanche, lorsque $s > 1$, ce résultat n'est plus vrai. La distribution conditionnelle des erreurs de prévision connaissant l'information jusqu'à l'instant t présente un coefficient d'aplatissement supérieur à 3. Les tests d'hypothèse qui reposent sur la normalité conditionnelle des erreurs de prévision risquent de se retrouver mal spécifiés.

Baillie et Bollerslev (1992) proposent une modification de l'intervalle de confiance à l'aide d'un développement de Cornish-Fisher. Mais cette correction n'est valable que dans le cas d'un modèle à facteurs dont les erreurs conditionnellement gaussiennes sont décrites par un modèle GARCH(1,1). De plus, l'agrégation temporelle des impacts estimés pour former un impact global n'est plus testable, puisque les estimateurs sommés ont des lois qui diffèrent dans leur forme.

Enfin, l'approche prévisionniste ne permet pas le test de changement des paramètres de la variance conditionnelle. Hilliard et Savickas (2000 b) développent une statistique de test de changement de la variance inconditionnelle des erreurs autour de l'événement. Cependant, ils supposent, à tort, que les erreurs de prévisions sont normalement distribués lors de la construction de la statistique. Par conséquent, leur statistique n'est pas valable.

7.3 Modèle de marché et effets ARCH

Le modèle de marché est la norme la plus fréquemment utilisée lors d'une analyse d'événement court terme. Or, si les rentabilités des titres présentent des effets ARCH, un modèle à facteurs, comme le modèle de marché, est susceptible de capturer une partie de ce phénomène, l'hétéroscédasticité conditionnelle provenant en partie du facteur marché ; voir Bera, Bubnys et Park (1988). Par conséquent, nous tentons d'étudier l'existence d'effets ARCH dans les résidus du modèle de marché.

7.3.1 Méthode de simulation

Nos simulations sont conduites sur les marchés américains du NYSE, de l'AMEX et du NASDAQ. Nous choisissons ces marchés en raison du grand nombre de titres disponibles. Ainsi, l'impact potentiel d'un titre est réduit puisque la probabilité de le sélectionner est faible. Nous obtenons les rentabilités quotidiennes des titres de la base de données du CRSP. De plus, le portefeuille de marché est un indice pondéré par les capitalisations boursières fourni par le CRSP. A un instant donné, cet indice regroupe l'ensemble des titres des trois grands marchés américains.

Notre période d'étude s'étend du 1^{er} juillet 1962 au 31 décembre 1998 pour les titres cotés sur le NYSE et l'AMEX et du 1^{er} janvier 1973 au 31 décembre 1998 pour les titres cotés sur le NASDAQ. Au total, un peu plus de 18000 titres différents sont cotés à un moment durant cette période sur l'un des trois marchés. Pour notre étude, nous ne tenons compte que des titres recensés comme actions ordinaires (code CRSP : 10 ou 11). La période d'étude choisie pour chaque titre sélectionné s'étend sur 260 jours. Afin d'effectuer les simulations, nous procédons à des tirages aléatoires de titres. Nous sélectionnons 10000 titres du NYSE et de l'AMEX et 10000 titres du NASDAQ. Nous tirons selon une loi uniforme un titre parmi la liste totale, puis nous tirons une date à l'intérieur de notre période d'étude indépendamment du tirage de la firme. Si le titre sélectionné n'existe pas à la date tirée, ou s'il n'est pas coté durant une partie de la période d'étude, nous procédons à un nouveau tirage du titre et de la date. Ainsi, un titre qui est coté plus longtemps qu'un autre a une probabilité supérieure d'être sélectionné.

Pour chaque titre, nous extrayons et calculons les informations suivantes : le volume total sur la période en nombre de titres, le volume total sur la période en dollar, le nombre de prix manquants⁶⁴ ainsi que le nombre de volumes nuls sur la période. Ces informations sont utiles afin de définir des indicateurs de liquidité du titre. Or Lamoureux et Lastrapes (1990) montrent que les effets ARCH sont fortement liés au volume de transaction et que, si l'on tient compte de ce dernier dans l'expression de la variance conditionnelle, les effets ARCH ont tendance à disparaître.

⁶⁴ Nous définissons le nombre de prix manquants par le nombre de prix négatifs dans la base de données *CRSP*.

Pour chaque titre, nous estimons différentes normes sur une période de 260 jours ce qui correspond à une durée standard de la période d'estimation. Nous considérons en particulier la moyenne historique sur la période, le modèle de marché, le modèle de Scholes et Williams (1977). Ce dernier est décliné sous plusieurs formes où l'on distingue différents nombres de retards et d'avances. Nous estimons ces modèles avec 5 retards et 5 avances, 10 retards et 10 avances, 15 retards et 15 avances, 20 retards et 20 avances. A la suite de l'estimation de chaque modèle, nous obtenons les résidus associés. Nous testons alors l'existence d'effets ARCH dans les résidus. Pour ce faire, nous utilisons la statistique du TR^2 introduite par Engel (1982) avec 5 ou 10 retards. Il suffit alors de compter le nombre de firmes pour lesquelles l'hypothèse nulle d'absence d'effets ARCH est rejetée.

7.3.2 Résultats des simulations

Le tableau 7-1 résume les taux de rejet de l'hypothèse nulle (absence d'effets ARCH) à l'aide de la statistique du TR^2 . Quel que soit le modèle envisagé et la profondeur du test, le taux de rejet est plus fort sur le NASDAQ que sur le NYSE et l'AMEX. De plus, le nombre de titres qui présentent des effets est relativement faible puisque dans le pire des cas ce phénomène concerne 35,29% des titres du NYSE-AMEX et 41,88% des titres du NASDAQ. La conséquence est importante en terme de simulation. En effet, si l'on cherche à quantifier l'intérêt d'une modélisation ARCH en analyse d'événement, il est probable que, lorsqu'on considère les titres de manière indifférenciée, l'impact d'une modélisation ARCH soit réduit. De plus, il ne faut pas négliger le fait que les titres de l'échantillon sont agrégés pour former un portefeuille ce qui a tendance à diminuer les problèmes liés à l'absence de la normalité.

Tableau 7-1 : Taux de rejet de l'absence d'effets ARCH

	NYSE - AMEX		NASDAQ	
	ARCH(5)	ARCH(10)	ARCH(5)	ARCH(10)
Moyenne	35,29	30,51	41,88	37,32
Modèle marché	33,39	27,90	40,46	35,80
SW 5	30,17	24,75	38,45	33,94
SW 10	27,08	22,45	35,96	31,67
SW 15	25,15	20,61	34,47	29,40
SW 20	22,61	18,86	32,23	27,63

Les résultats obtenus sont fonction de la modélisation de la rentabilité. En effet, quel que soit le cas de figure envisagé, le taux de rejet de l'absence d'effets ARCH est supérieur lorsque les résidus sont obtenus après le calcul de la moyenne. Ainsi, le facteur marché permet de capturer une partie d'effets ARCH. Toutefois, l'amélioration est relativement faible puisqu'on observe, selon les cas, une baisse de 1% à 2,5% du taux de rejet. Cette baisse est plus sensible pour le modèle de marché avec des variables (le facteur marché) en retard et en avance. Le taux de rejet est d'autant plus faible que le nombre de retards (et d'avances) choisi est important. Cette constatation sous-entend qu'il existe un lien entre l'asynchronisme dans les données et les effets ARCH. A ce stade, il nous est toutefois impossible de relier ce phénomène avec d'autres frictions comme la liquidité des titres ou le cas extrême des données manquantes. En effet, il n'est pas envisageable de tester les effets ARCH présentés par les résidus du modèle de Heinkel et Kraus (1988). Dans ce dernier cas, les données sont espacées irrégulièrement dans le temps, ce qui implique une mauvaise définition de la statistique du TR^2 .

Afin d'analyser plus finement le lien entre les effets ARCH et la liquidité des titres, nous procédons à la segmentation de l'échantillon en fonction de différents critères : le volume de transaction en nombre de titres sur la période, le volume de transaction en dollar sur la période, le nombre de prix manquants, le nombre de volumes nuls, et le taux de rotation. Ce dernier est défini comme le rapport entre le nombre de titres échangés et le nombre de titres cotés sur le marché. Le tableau 7-2 présente les valeurs moyennes et médianes pour chaque quintile défini sur la base des différents critères.

Le tableau 7-2 appelle quelques remarques. Si les volumes moyens de transaction exprimés en nombre de titres sont proches entre les deux marchés, les volumes en dollar sont très différents puisque, pour un même quintile, le volume de transaction d'un titre coté sur le NYSE ou l'AMEX est deux à trois fois plus important que celui coté sur le NASDAQ. Il est à noter que la relation est inverse en ce qui concerne le taux de rotation qui est beaucoup plus important pour les 4^{ème} et 5^{ème} quintiles sur le NASDAQ. Quelle que soit la mesure choisie (volume en titres, volume en dollar ou taux de rotation), on remarque une grande disparité dans la répartition entre quintile. En effet, le quintile qui regroupe les titres à plus fort volume ou taux de rotation,

présente une moyenne très nettement supérieure aux autres ce qui laisse à penser que certains titres sont très fréquemment échangés. Ceci est confirmé par la différence entre la moyenne et la médiane qui augmente pour les quintiles les plus échangés.

Tableau 7-2 : Moyennes et médianes des différents quintiles formés sur la base des critères choisis.

Moyenne					
NYSE - AMEX					
Quintile	1	2	3	4	5
Volume Titres (milliers)	242,01	796,08	2003,82	6384,36	67998,51
Volume Dollar (millions)	2,16	11,23	37,27	146,06	2779,95
Taux de rotation	0,10	0,21	0,34	0,55	1,29
Prix Manquant	77,35	5,15	0,13	0,00	0,00
Volume Nul	59,13	4,69	0,11	0,00	0,00
NASDAQ					
Quintile	1	2	3	4	5
Volume Titres (milliers)	275,57	1065,46	2695,17	7119,24	50079,03
Volume Dollar (millions)	1,22	6,05	18,91	64,81	1203,63
Taux de rotation	0,11	0,30	0,58	1,07	3,79
Prix Manquant	260,00	244,46	65,71	4,45	0,00
Volume Nul	123,87	34,25	6,40	0,36	0,00
Médiane					
NYSE - AMEX					
Quintile	1	2	3	4	5
Volume Titres (milliers)	237,80	775,40	1909,30	5672,85	35776,85
Volume Dollar (millions)	1,93	10,75	34,92	127,22	1082,89
Taux de rotation	0,10	0,21	0,34	0,54	1,00
Prix Manquant	48,00	4,00	0,00	0,00	0,00
Volume Nul	41,00	4,00	0,00	0,00	0,00
NASDAQ					
Quintile	1	2	3	4	5
Volume Titres (milliers)	263,62	1036,77	2613,21	6667,17	25241,55
Volume Dollar (millions)	1,11	5,83	17,99	58,47	337,99
Taux de rotation	0,11	0,30	0,57	1,05	2,46
Prix Manquant	260,00	260,00	57,00	3,00	0,00
Volume Nul	113,00	32,00	6,00	0,00	0,00

Les critères de prix manquants et de volume nul indiquent deux types de problèmes : les échanges peu fréquents et les données manquantes. Les disparités sont fortes entre les marchés NYSE-AMEX et NASDAQ. En particulier, la médiane des prix manquants du deuxième quintile du NASDAQ est égale à 260. Ceci signifie qu'au moins 30% des titres sélectionnés sur le NASDAQ n'ont que des prix manquants. Notons toutefois que les rentabilités de ces titres ne sont pas nécessairement nulles

ou manquantes, puisque le CRSP calcule alors la rentabilité en fonction de la variation des prix offerts et des prix demandés. La situation n'est pas la même sur le NYSE-AMEX puisque le premier quintile des prix manquants a une médiane de 48. De plus, les 4^{ème} et 5^{ème} quintiles ne comportent pas de firmes ayant des données manquantes.

Les tableaux 7-3 et 7-4 présentent les taux de rejets de l'absence d'effets ARCH en fonction des cinq critères choisis. Sur le NYSE et l'AMEX, quels que soient le critère et le modèle retenus, le taux de rejet décroît en fonction des quintiles, le quintile 1 étant le moins « liquide » selon le critère choisi et le quintile 5 le plus « liquide ». Trois critères apparaissent comme les plus discriminants : le volume en dollar, le nombre de prix manquants, le nombre de volumes nuls. L'écart entre le quintile 1 et le quintile 5 est de l'ordre de 9%. Cet écart est principalement important entre le quintile 1 et les autres quintiles, ce qui montre qu'une partie des effets ARCH détectés existe indépendamment de frictions comme les données manquantes ou les problèmes de liquidité. En revanche, une partie plus faible que celle constatée sans l'utilisation des critères peut être liée à de telles frictions. Les résultats obtenus sur le NASDAQ tendent à confirmer cette constatation. Pour un critère comme les volumes nuls, nous trouvons une forte variation, de l'ordre de 15%, entre le quintile 1 et le quintile 5. A la différence du NYSE-AMEX, la baisse du taux de rejet est progressive entre les quintiles. Toutefois, les quintiles du NYSE-AMEX et ceux du NASDAQ ne sont pas comparables. Les moyennes du nombre de volumes nuls sont fortement différentes, celles du NASDAQ étant plus importantes.

Les résultats obtenus précédemment nous conduisent à définir précisément les conditions de simulations des méthodes d'analyse d'événement qui tiennent compte des effets ARCH. Il paraît inutile d'effectuer les simulations dans le cas général. Par contre, il est intéressant de connaître les résultats en fonction de l'importance des effets ARCH. En particulier, segmenter les titres suivant les résultats du test du TR^2 peut se révéler important. De plus, les frictions telles que la liquidité semblent n'expliquer qu'une faible partie des effets : par la suite nous comparons la nouvelle méthodologie qui prend en compte les effets ARCH avec le modèle de marché.

Tableau 7-3 : Taux de rejet de l'hypothèse d'absence d'effets ARCH segmentés par critères sur les marchés NYSE et AMEX.

Quintile	Volume Titres					Volume Dollar				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Moyenne	37,50	37,35	35,55	34,85	31,20	39,85	33,55	36,95	35,15	30,95
Modèle marché	37,40	34,30	31,75	32,75	30,75	39,95	31,25	33,65	31,10	31,00
SW 5	34,20	32,30	29,75	28,15	26,45	36,65	29,55	30,05	28,30	26,30
SW 10	32,30	29,25	25,85	24,20	23,80	34,80	26,60	26,50	24,40	23,10
SW 15	31,00	27,00	24,85	22,30	20,60	32,85	25,20	25,50	21,70	20,50
SW 20	27,80	24,05	21,55	20,55	19,10	30,40	22,65	21,85	19,40	18,75
Quintile	Prix Manquant					Volume Nul				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Moyenne	40,05	34,90	35,00	35,45	31,05	40,00	34,90	35,05	35,45	31,05
Modèle marché	39,65	31,90	32,60	31,75	31,05	39,75	31,80	32,60	31,75	31,05
SW 5	37,45	29,95	29,30	27,80	26,35	37,35	29,95	29,40	27,80	26,35
SW 10	35,80	27,40	24,70	24,35	23,15	35,80	27,30	24,80	24,35	23,15
SW 15	34,10	25,20	24,05	21,70	20,70	33,85	25,45	24,05	21,70	20,70
SW 20	31,25	22,45	21,15	19,30	18,90	31,05	22,65	21,15	19,30	18,90
Quintile	Taux de rotation									
	1	2	3	4	5					
Moyenne	38,55	36,85	35,05	33,80	32,20					
Modèle marché	37,65	33,70	33,15	31,00	31,45					
SW 5	34,70	30,55	29,30	28,10	28,20					
SW 10	31,20	28,10	26,15	24,45	25,50					
SW 15	29,35	26,00	24,15	22,75	23,50					
SW 20	25,35	23,45	21,85	21,00	21,40					

Tableau 7-4 : Taux de rejet de l'hypothèse d'absence d'effets ARCH segmentés par critères sur le NASDAQ.

Quintile	Volume Titres					Volume Dollar				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Moyenne	45,95	48,35	42,45	39,70	32,95	44,20	49,25	45,95	38,20	31,80
Modèle marché	45,90	46,50	43,15	36,65	30,10	43,90	48,45	44,75	36,75	28,45
SW 5	44,85	44,80	40,30	34,20	28,10	43,45	46,05	41,80	34,45	26,50
SW 10	43,05	41,85	37,05	32,10	25,75	41,30	43,35	39,25	32,05	23,85
SW 15	41,95	40,55	35,25	29,65	24,95	41,45	41,60	36,85	29,55	22,90
SW 20	40,20	37,40	33,30	28,60	21,65	39,50	39,65	33,85	28,30	19,85
Quintile	Prix Manquant					Volume Nul				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Moyenne	31,70	45,85	57,80	41,60	32,45	53,45	44,35	41,55	37,60	32,45
Modèle marché	31,10	44,95	57,45	40,00	28,80	53,25	44,25	40,35	35,65	28,80
SW 5	30,40	42,60	56,00	37,05	26,20	52,65	41,90	37,15	34,35	26,20
SW 10	28,25	40,45	52,95	34,50	23,65	50,75	39,15	34,10	32,15	23,65
SW 15	27,90	39,40	50,20	32,45	22,40	49,80	37,30	32,45	30,40	22,40
SW 20	26,65	37,30	47,95	29,55	19,70	47,35	35,90	30,30	27,90	19,70
Quintile	Taux de rotation									
	1	2	3	4	5					
Moyenne	47,65	46,50	45,50	37,35	32,40					
Modèle marché	47,30	45,70	44,60	34,95	29,75					
SW 5	45,70	43,80	41,45	32,55	28,75					
SW 10	43,20	41,65	37,35	30,05	27,55					
SW 15	41,65	40,80	35,40	29,10	25,40					
SW 20	39,80	37,20	33,70	26,25	24,20					

7.4 Simulations de Monte-Carlo

Le choix du plan d'expérience est toujours délicat puisqu'il suppose une connaissance approfondie des données réelles. Or, les modélisations sont des approximations et, à ce titre, ne rendent compte que partiellement des données réelles. Nous avons donc été amené à faire des choix afin de valider notre méthode. Chaque plan d'expérience contient 250 portefeuilles comportant 50 titres. Chaque série de rentabilités contient 260 données ; les 250 premières données constituent le régime normal et les dix dernières forment la période d'événement.

7.4.1 Définitions des modèles simulés

Les rentabilités des titres sont supposées suivre le modèle suivant :

$$R_{it} = a_i + \sum_{k=T_1}^{T_2} g_{ik} d_{ikt} + e_{it}$$

$$e_{it} | e_{it-1}, e_{it-2}, \mathbf{K} ! N(0, h_{it}),$$

$$h_{it} = a_{i0} + \Delta a_{i0} D_{it} + a_{i1} e_{it-1}^2 + a_{i2} h_{it-1},$$

Les rentabilités simulées sont décrites à l'aide d'un modèle GARCH avec une dérive a_i . Il n'est en effet pas nécessaire de simuler un modèle de marché dans le cas des méthodes de Monte Carlo⁶⁵. Le paramètre a_i est tiré aléatoirement d'une loi uniforme entre $5 \cdot 10^{-4}$ et $3,5 \cdot 10^{-3}$. Comme le remarquent Hilliard et Savickas (2000), le choix des bornes n'a pas de conséquence notable quant aux simulations.

Le choix des valeurs de g_{ik} est fonction de l'expérience envisagée. Lorsque la spécification des méthodologies est examinée, on impose que $g_{ik} = 0$ pour l'ensemble des firmes du portefeuille, ainsi que tous les instants de la fenêtre d'événement. Nous distinguons différents cas lorsque la puissance des méthodologies est analysée. Si l'impact global de l'événement sur la totalité de la fenêtre est étudié, nous définissons $g_{ik} = 0,2\%$ pour chaque jour de la fenêtre d'événement et pour chaque titre du portefeuille, soit un impact total sur la fenêtre de 2%. Si l'impact d'un jour particulier est examiné, soit $g_{iT_1} = 1\%$, soit

⁶⁵ En revanche, lors de simulations sur données réelles, le modèle de marché avec effets GARCH doit être estimé.

$g_{iT_1+4} = 1\%$ en fonction de l'horizon analysé. Dans ce dernier cas, les autres paramètres g_{ik} sont nuls.

Les effets ARCH sont introduits dans le modèle à l'aide du paramètre a_1 . Nous considérons trois cas différents : $a_1 = 0$, $a_1 = 0,45$, $a_1 = 0,9$. Le premier cas considère l'absence d'effets ARCH dans le modèle, le deuxième des effets ARCH modérés et le troisième des effets ARCH importants. La composante auto-régressive a_2 est tirée aléatoirement d'une loi uniforme entre 0 et $1 - a_1$. La probabilité d'occurrence de $1 - a_1$ étant nulle, le processus est presque sûrement stationnaire. La constante de la variance conditionnelle est choisie pour que la variance inconditionnelle du processus soit comprise entre $0,2/365$ et $0,6/365$. La constante a_0 est tirée d'une loi uniforme entre $0,2(1 - g_1 - g_2)/365$ et $0,6(1 - g_1 - g_2)/365$.

Le paramètre Δa_0 permet l'introduction de sauts de variance autour de l'événement. Nous n'avons pas incorporé de sauts concernant les deux autres paramètres de la variance conditionnelle. En effet, la complexité des simulations en aurait été considérablement augmentée. Le saut de variance inconditionnelle a lieu à partir du premier jour de la fenêtre d'événement lorsque l'impact global ou l'impact sur le premier sont analysés. Il a lieu le cinquième jour de la fenêtre d'événement, lorsque l'impact sur ce même jour est étudié. Nous considérons différentes possibilités pour les changements de variance : stabilité, augmentation de 50%, de 100% et une réduction de 50%.

7.4.2 Modèles analysés

Nous estimons les modèles présentés lors de la section 7.1. Nous considérons deux possibilités pour l'expression de l'espérance conditionnelle de la rentabilité. Tout d'abord l'impact global sur la totalité de la fenêtre :

$$R_{it} = a_i + v_i d_{i[T_1^i : T_2^i]} + e_{it}$$

Puis l'impact ponctuel à chaque instant :

$$R_{it} = a_i + \sum_{k=T_1}^{T_2} g_{ik} d_{ikt} + e_{it}$$

Dans tous la cas, on suppose que $e_{it} | e_{it-1}, e_{it-2}, \mathbf{K} \sim N(0, h_{it})$. L'expression de la variance conditionnelle est la suivante : $h_{it} = a_{i0} + a_{i1}e_{it-1}^2 + a_{i2}h_{it-1}$. Nous cherchons à déterminer l'impact de la non prise en compte d'un éventuel saut de variance inconditionnelle autour de l'événement. Lorsque la variance conditionnelle est définie comme $h_{it} = a_{i0} + \Delta a_{i0}D_{it} + a_{i1}e_{it-1}^2 + a_{i2}h_{it-1}$, les résultats obtenus en terme de test de l'impact de l'événement sur la rentabilité sont identiques à ceux du modèle sans sauts de variance. C'est pourquoi ils ne sont pas reportés.

L'estimation des différents modèles est effectuée à l'aide du logiciel GAUSS. Nous utilisons les bibliothèques CML (*Constrained Maximum Likelihood*) afin de calculer les coefficients et leurs intervalles de confiance. La fonction de log-vraisemblance est maximisée à l'aide de l'algorithme de BHHH. Afin d'accélérer la convergence vers l'optimum de la fonction de vraisemblance et d'améliorer la précision des résultats, nous implémentons la définition analytique et informatique du gradient.

Les tests sur l'impact de l'événement sur la rentabilité sont effectués à l'aide de la statistique J_{19} . Ils sont comparés au test de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991) effectués après estimation par MCO ainsi que le test du signe généralisé décrit par Cowan (1992).

7.4.3 Résultats pour l'impact global

Le tableau 7-5 présente les résultats des spécifications des tests sur les rentabilités anormales cumulées. Nous comparons la méthodologie GARCH introduite précédemment avec le test de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991) sous la rubrique MCO-BMP et le test du signe généralisé décrit par Cowan (1992) sous la rubrique MCO-Signe. Les deux premiers tests semblent correctement spécifiés. Nous ne testons pas si les niveaux de rejet de l'hypothèse nulle sont différents du seuil de rejet théorique du test. En effet, les simulations ne sont répliquées que 250 fois pour des contraintes de temps, nous interdisant de pratiquer un test sur les seuils de rejet empirique. Toutefois, la méthodologie ARCH apparaît bien spécifiée. L'estimation par MCO est aussi bien spécifiée, même lorsque les rentabilités simulées des titres présentent de forts effets ARCH ou lorsque les changements de variance liés à l'événement sont importants. Les résultats concernant le test du signe généralisé sont plutôt mauvais lorsque les effets ARCH sont prononcés. Dans ce cadre, le test du signe généralisé tend à rejeter trop peu fréquemment l'hypothèse nulle. Ce dernier résultat est surprenant car le test du signe généralisé est un test non paramétrique. De ce fait, il est sensé être plus robuste en cas d'absence de normalité. Les résultats obtenus confirment ceux de Giaccotto et Sfidiris (1996) qui trouvent que le test du signe généralisé rejette trop peu l'hypothèse nulle en présence de sauts de variance autour de l'événement.

Tableau 7-5 : Spécification du test sur rentabilités anormales cumulées

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	1,6	5,6	9,6	0,8	8,0	13,2	0,4	3,2	8,8
$g_1 = 0,45$	2,0	5,2	9,6	0,8	4,4	10,4	0,0	4,0	8,0
$g_1 = 0,9$	0,8	3,2	9,6	0,8	4,4	11,2	0,8	3,2	6,4
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	0,8	6,8	12,4	1,6	5,2	10,4	1,2	6,4	10,8
$g_1 = 0,45$	0,8	5,2	10,0	1,2	5,2	8,0	0,8	3,2	8,4
$g_1 = 0,9$	0,8	4,4	9,2	0,4	4,4	7,2	0,0	2,0	6,0
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	1,2	6,4	11,2	1,2	4,8	9,2	1,2	5,2	9,2
$g_1 = 0,45$	1,2	4,4	8,0	0,4	4,8	8,0	0,8	4,8	6,8
$g_1 = 0,9$	0,4	3,6	7,2	0,8	5,6	10,0	0,4	2,8	4,0
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	2,0	4,0	10,8	0,8	4,8	13,2	0,8	3,6	10,0
$g_1 = 0,45$	0,8	3,2	10,4	0,4	4,0	9,2	0,4	2,8	6,8
$g_1 = 0,9$	0,4	4,0	11,2	0,0	3,6	11,6	0,4	1,2	3,2

Tableau 7-6 : Puissance du test sur rentabilités anormales cumulées

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	7,6	26,0	39,2	8,4	22,4	33,2	6,4	18,8	28,8
$g_1 = 0,45$	26,0	46,8	54,4	6,0	20,4	32,8	4,0	19,2	30,0
$g_1 = 0,9$	89,2	94,8	96,4	30,8	52,8	65,2	16,0	38,8	50,4
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	4,8	19,2	27,2	4,8	17,6	26,8	2,0	8,8	16,8
$g_1 = 0,45$	16,0	35,2	49,2	8,0	19,6	26,8	0,4	10,4	18,4
$g_1 = 0,9$	78,8	87,6	93,2	20,4	44,8	55,6	7,6	24,8	38,4
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	4,4	16,8	26,0	4,0	16,0	28,0	0,4	4,4	10,8
$g_1 = 0,45$	11,2	30,8	42,0	4,8	13,6	24,8	1,6	8,8	14,4
$g_1 = 0,9$	66,4	83,2	93,2	19,6	39,2	51,2	3,2	15,2	25,2
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	19,6	38,4	54,0	17,6	34,8	48,0	10,8	33,6	46,8
$g_1 = 0,45$	38,0	66,0	78,0	14,8	32,8	44,4	14,0	35,2	49,2
$g_1 = 0,9$	95,2	97,6	98,4	35,6	65,2	74,0	29,6	55,6	72,0

Les différences entre les trois tests sont plus manifestes dans le tableau 7-6. Ce dernier présente les résultats concernant la puissance des méthodologies. D'une manière générale, la méthodologie GARCH est la plus puissante des méthodes paramétriques ou non. Lorsque la variance est inchangée, la différence est d'autant plus grande que les effets ARCH dans les rentabilités sont prononcés : au seuil de 5%, le test détecte des rentabilités anormales dans 94,8% des cas lorsque le modèle GARCH est estimé, et dans 52,8% lorsque le modèle est estimé par MCO et que le test BMP est employé. Remarquons que la méthodologie GARCH est légèrement plus puissante que la méthode MCO-BMP en l'absence d'effets ARCH. Ceci s'explique par le fait que la variance conditionnelle se modifie dans ce contexte, puisqu'elle suit un processus auto-régressif.

Lorsque la variance augmente autour de l'événement, la puissance de détection des rentabilités anormales est réduite ; la réduction est plus sensible encore si le modèle est estimé par MCO. Dans le cas d'une variance doublée, la puissance de détection de la méthodologie GARCH est de 83,2% (au seuil de 5%) contre 52,8% pour les MCO. En revanche, lorsque la variance est réduite autour de l'événement, la puissance des deux méthodes s'accroît. L'amélioration de la puissance est plus importante pour l'estimation par MCO car la capacité de détection de la méthodologie GARCH est déjà très forte. Cependant, la différence entre les deux méthodes reste prononcée (plus de 30%).

Tableau 7-7 : Spécification du test sur rentabilités anormales (horizon : 1 jour)

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	0,0	4,4	10,8	0,0	3,6	8,0	1,6	4,4	9,6
$g_1 = 0,45$	0,4	2,4	4,4	0,4	2,0	4,8	0,0	4,4	10,0
$g_1 = 0,9$	1,2	5,6	10,4	0,0	2,8	9,2	0,4	3,2	8,8
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	0,8	4,4	10,0	1,6	5,2	10,4	1,2	2,8	6,4
$g_1 = 0,45$	0,0	5,2	11,6	1,6	4,4	11,2	0,4	3,2	7,6
$g_1 = 0,9$	0,8	4,4	9,6	0,4	3,6	9,6	0,0	3,2	7,6
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	0,4	4,4	9,6	0,4	5,6	9,6	0,0	4,8	8,4
$g_1 = 0,45$	1,2	4,4	11,2	1,2	4,4	10,4	0,8	5,2	8,4
$g_1 = 0,9$	1,2	5,2	8,8	0,8	3,2	7,6	0,4	4,4	7,2
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	2,4	5,2	10,4	1,2	7,2	12,0	0,0	5,6	9,6
$g_1 = 0,45$	1,2	3,6	9,6	0,8	7,6	12,0	1,2	4,0	6,4
$g_1 = 0,9$	2,0	6,8	14,0	0,0	4,4	12,4	0,0	2,4	5,6

Tableau 7-8 : Spécification du test sur rentabilités anormales (horizon : 5 jours)

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	0,8	5,2	11,6	1,2	4,0	12,0	0,4	4,8	8,8
$g_1 = 0,45$	0,4	2,8	6,8	0,4	2,8	7,6	0,0	3,2	8,4
$g_1 = 0,9$	0,0	4,4	7,6	0,0	1,6	6,4	0,0	2,8	8,8
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	0,0	4,0	13,2	0,0	4,0	10,4	0,8	4,0	6,0
$g_1 = 0,45$	2,0	5,6	10,4	1,6	6,4	10,4	0,0	1,2	6,4
$g_1 = 0,9$	1,6	5,6	10,4	2,0	5,2	8,8	1,6	4,8	8,8
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	0,8	4,4	10,0	0,8	4,0	10,8	0,8	5,6	10,8
$g_1 = 0,45$	1,2	6,4	11,6	0,4	4,8	8,0	0,8	6,4	14,8
$g_1 = 0,9$	1,2	4,4	10,0	0,0	3,2	8,4	0,4	3,2	8,4
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	0,0	4,0	11,2	0,0	5,6	8,4	0,0	6,0	11,2
$g_1 = 0,45$	0,8	8,4	13,6	1,2	6,8	13,2	0,8	2,8	9,2
$g_1 = 0,9$	0,4	6,0	11,2	0,4	3,6	8,8	0,4	1,6	3,6

7.4.4 Résultats pour l'impact ponctuel

Nous analysons les résultats de la méthodologie proposée précédemment lorsque les rentabilités anormales sont estimées à une date donnée. Les tableaux 7-7 et 7-8 présentent les résultats obtenus en matière de spécification des méthodologies GARCH et standard pour un horizon d'un jour et de cinq jours. Les deux méthodes paramétriques sont bien spécifiées. La spécification du test du signe généralisé est améliorée par rapport au test des rentabilités anormales cumulées. Les résultats sont mauvais, lorsque la variance diminue en présence d'effets ARCH.

La puissance des tests est reportée dans les tableaux 7-9 et 7-10. Elle est mesurée comme le taux de rejet de l'hypothèse nulle lorsque une rentabilité anormale de 1% est ajoutée le jour de l'événement. Comme pour les tests des rentabilités anormales cumulées, l'estimation du modèle GARCH domine systématiquement l'estimation par MCO (test BMP et test du signe généralisé). La capacité de détection d'un événement par la méthodologie GARCH est égale à 100% (sauf rares exceptions) lorsque les effets ARCH sont les plus prononcés. C'est dans ce cas que l'estimation par MCO obtient ses meilleurs scores. En effet, lorsque la variance fluctue fortement dans la période d'estimation, un saut de variance autour de l'événement est moins anormal que lorsque la variance conditionnelle est constante sur la période d'estimation.

Tableau 7-9 : Puissance du test sur rentabilités anormales (horizon : 1 jour)

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	35,6	60,4	72,8	28,8	54,8	67,6	18,4	41,2	52,4
$g_1 = 0,45$	64,4	88,0	92,0	28,0	56,0	68,8	31,6	56,0	68,4
$g_1 = 0,9$	100,0	100,0	100,0	79,2	90,4	94,4	95,2	99,6	99,6
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	21,2	43,6	56,0	18,4	42,8	52,4	9,6	30,0	41,2
$g_1 = 0,45$	42,8	68,0	82,4	19,6	38,4	52,0	19,2	41,6	53,6
$g_1 = 0,9$	100,0	100,0	100,0	67,2	82,4	88,0	88,4	96,0	97,6
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	14,8	30,8	42,4	12,0	29,2	38,0	9,6	24,0	37,6
$g_1 = 0,45$	32,4	58,4	72,0	12,0	36,8	47,6	16,8	39,6	53,2
$g_1 = 0,9$	99,2	100,0	100,0	50,0	72,0	78,0	73,6	90,8	95,6
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	69,2	88,4	93,6	60,8	82,8	88,4	41,2	68,8	79,2
$g_1 = 0,45$	94,0	98,0	98,8	66,8	84,8	90,8	60,4	81,2	91,2
$g_1 = 0,9$	100,0	100,0	100,0	93,6	96,8	97,2	99,6	100,0	100,0

Tableau 7-10 : Puissance du test sur rentabilités anormales (horizon : 5 jours)

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	34,0	63,6	72,4	30,4	54,4	69,2	18,0	40,0	50,8
$g_1 = 0,45$	57,6	80,0	84,0	26,4	53,6	67,2	27,2	56,0	69,2
$g_1 = 0,9$	99,6	100,0	100,0	75,2	84,4	89,2	93,6	97,2	99,6
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	20,8	39,6	52,4	19,6	36,0	46,8	13,2	31,2	44,8
$g_1 = 0,45$	37,6	62,0	74,8	20,0	39,2	54,4	17,6	40,4	55,2
$g_1 = 0,9$	98,4	100,0	100,0	55,6	78,0	82,8	86,4	94,4	96,4
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	18,8	39,6	49,2	15,6	34,0	47,2	8,8	21,2	36,8
$g_1 = 0,45$	28,0	54,4	62,8	11,6	30,0	46,0	14,8	34,8	50,4
$g_1 = 0,9$	94,4	99,2	100,0	44,0	69,2	77,6	80,0	94,0	96,8
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
$g_1 = 0$	63,2	84,4	91,2	54,4	73,2	84,0	43,2	68,8	79,6
$g_1 = 0,45$	87,2	95,2	97,6	60,4	77,2	84,0	67,2	85,6	91,6
$g_1 = 0,9$	100,0	100,0	100,0	89,2	97,2	98,4	99,6	100,0	100,0

On note que la capacité de détection des rentabilités anormales reste faible lorsque aucun effet ARCH n'est ajouté. Deux événements sur trois sont détectés par la méthodologie GARCH en l'absence de saut de variance au seuil de 5%. Ce résultat tombe à un sur trois lorsque la variance est doublée. Par conséquent, la détection des rentabilités anormales lorsque la variance ne change pas ou peu sur la période d'estimation, puis varie fortement autour de l'événement reste problématique, même si la méthodologie GARCH est plus performante que les MCO.

La comparaison de la puissance en fonction de l'horizon tend à montrer une légère réduction de la capacité de détection des rentabilités anormales lorsque l'horizon s'accroît à cinq jours. Ce phénomène reste toutefois de faible ampleur, puisqu'il est quasiment nul pour les MCO et de l'ordre de 4% pour la méthodologie GARCH. Dans un faible nombre de cas, le taux de rejet a même tendance à augmenter.

Pour conclure, les simulations de Monte-Carlo effectuées tendent à montrer l'utilité de la méthodologie proposée. En effet, cette dernière est bien spécifiée lors du calcul des rentabilités anormales sur différents horizons ainsi que lors du calcul des rentabilités anormales cumulées. De plus, Elle est la plus puissante des méthodes paramétriques. Elle domine aussi une méthode non paramétrique comme le test du signe. Etant donné les bons résultats de la méthodologie ARCH, nous nous proposons de la valider par des simulations à l'aide de données réelles.

Tableau 7-11 : Spécification du test sur rentabilités anormales cumulées

		Variance inchangée								
		Modèle GARCH			MCO-BMP			MCO-Signe		
		1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH		2,0	5,2	8,8	1,2	7,2	12,0	0,4	3,6	8,8
ARCH		1,2	4,0	9,2	1,2	5,2	10,0	0,4	3,6	7,2
		Variance augmentée de 50%								
		Modèle GARCH			MCO-BMP			MCO-Signe		
		1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH		1,2	6,4	12,0	1,2	4,4	10,4	1,2	4,8	10,0
ARCH		0,8	4,8	9,6	0,4	4,0	8,0	0,4	2,8	7,2
		Variance doublée								
		Modèle GARCH			MCO-BMP			MCO-Signe		
		1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH		1,6	6,0	11,6	1,2	5,2	9,2	1,2	5,2	8,8
ARCH		0,8	4,0	7,6	0,8	6,0	10,0	0,6	4,0	5,6
		Variance réduite de 50%								
		Modèle GARCH			MCO-BMP			MCO-Signe		
		1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH		1,6	4,4	10,4	1,2	4,8	12,8	0,8	4,0	8,4
ARCH		0,4	4,4	10,8	0,0	4,0	11,2	0,4	2,0	4,8

Tableau 7-12 : Puissance du test sur rentabilités anormales cumulées

		Variance inchangée								
		Modèle GARCH			MCO-BMP			MCO-Signe		
		1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH		16,8	36,4	46,8	11,2	24,8	36,0	12,4	27,2	39,2
ARCH		57,6	70,8	75,4	22,4	39,6	51,6	21,6	38,8	51,2
		Variance augmentée de 50%								
		Modèle GARCH			MCO-BMP			MCO-Signe		
		1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH		10,4	27,2	38,4	8,8	21,6	29,6	10,0	22,8	31,2
ARCH		48,0	61,6	71,2	17,2	34,8	44,0	16,8	33,2	42,0
		Variance doublée								
		Modèle GARCH			MCO-BMP			MCO-Signe		
		1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH		8,0	24,4	34,0	6,0	16,4	28,4	4,4	13,6	21,6
ARCH		38,8	57,6	67,6	13,6	28,0	39,6	12,8	27,2	37,6
		Variance réduite de 50%								
		Modèle GARCH			MCO-BMP			MCO-Signe		
		1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH		28,8	52,8	66,0	20,4	37,6	50,0	20,8	38,4	52,4
ARCH		66,6	82,4	88,8	29,2	52,8	63,2	29,6	51,6	64,0

7.5 Simulation sur données réelles

Ces simulations sont effectuées à partir des rentabilités de titres cotés sur les marchés NYSE et AMEX issues de la banque de données CRSP. Elle résulte de la même interrogation que lors de l'étude des effets ARCH dans les résidus du modèle de marché. Pour chaque plan d'expérience, nous considérons 250 portefeuilles de 50 titres chacun. Nous définissons deux plans d'expérience. Les titres sont classés en fonction de la statistique du TR^2 avec cinq retards calculée sur les résidus du modèle de marché. Les titres qui présentent le moins d'effets ARCH constituent le premier plan d'expérience (ci-après Non ARCH). Les titres qui présentent le plus d'effets ARCH constitue le second (ci-après ARCH). Lors de l'estimation du modèle de marché avec erreurs GARCH, environ 10% des estimations par maximum de vraisemblance ne convergent pas pour des raisons liées à la mauvaise spécification du modèle. Les titres issus du second plan d'expérience posent le plus de problème, puisqu'un peu moins de 15% des estimations ne convergent pas. Lorsque l'estimation du modèle à partir des rentabilités d'un titre ne converge pas, celui-ci est exclu et remplacé par un autre titre⁶⁶. Comme précédemment, la série des rentabilités comporte 260 données (250 pour la période d'estimation et 10 pour la période d'événement).

La simulation du saut de variance est difficile, puisqu'elle consiste à modifier les rentabilités extraites de la base de données autour de l'événement. En effet, Brown et Warner (1985) proposent de sommer les rentabilités anormales obtenues à la date d'événement et celles obtenues six jours plus tard. Cette approche ne respecte pas notre modélisation, puisque la variance conditionnelle de la rentabilité anormale obtenue six jours après l'événement est fonction de la variance conditionnelle de la rentabilité anormale obtenue à la date d'événement. L'approche de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991), qui consiste à ajouter une variable aléatoire gaussienne, n'est pas non plus applicable. Le problème principal provient du fait qu'un choc sur la variance conditionnelle à un instant donné se répercute sur les dates futures. Par conséquent, non seulement la variance conditionnelle des rentabilités anormales suivant l'événement se trouve modifiées, mais ces mêmes rentabilités anormales

⁶⁶ L'exclusion du titre n'est valable qu'à la date d'événement choisie.

devraient subir un choc, c'est-à-dire avoir une variance conditionnelle modifiée du fait du choc. Hilliard et Savickas (2000) proposent de multiplier la rentabilité anormale par la racine de l'ampleur du saut. C'est cette approche que nous retenons. Dans une première passe, nous estimons le modèle sur les périodes d'estimation et d'événement. Sur la période d'événement, les résidus du modèle sont alors multipliés par l'amplitude du saut. Nos séries de rentabilités ayant été générées, il est alors possible d'examiner la performance des différentes méthodologies présentées lors des simulations de Monte Carlo.

Les résultats obtenus sont très proches de ceux des simulations de Monte Carlo. Les deux méthodologies examinées pour tester les rentabilités anormales cumulées sont bien spécifiées (voir tableaux 7-11 et 7-12). L'estimation du modèle GARCH produit des résultats plus puissants que le test de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991) ou le test du signe généralisé effectués après estimation par MCO. Ce résultat est valable pour l'ensemble des cas de figure. La puissance des tests diminue lorsque la variance augmente autour de l'événement. En revanche, elle est plus importante lorsque cette même variance diminue sur la période d'événement. Par ailleurs, les événements sont plus fréquemment détectés lorsque les résidus du modèle de marché présentent de forts effets ARCH sur la période d'estimation. Enfin, notons que le test du signe généralisé est correctement spécifié dans la majorité des cas sauf lorsque la variance subit des changements importants autour de l'événement.

Tableau 7-13 : Spécification du test sur rentabilités anormales (horizon : 1 jour)

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	0,0	4,8	10,4	0,4	4,0	8,4	0,8	4,4	10,0
ARCH	0,8	5,6	10,4	0,4	3,6	8,8	0,4	4,0	9,6
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	0,8	4,8	10,0	1,2	4,8	10,4	0,8	3,2	7,2
ARCH	1,2	4,8	10,0	0,8	4,0	9,6	0,4	3,2	7,6
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	0,8	4,8	9,6	0,8	5,2	10,0	0,4	5,2	8,4
ARCH	1,2	5,6	9,2	1,2	3,6	8,4	0,8	4,8	8,0
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	2,0	4,8	10,8	1,2	6,8	11,2	0,8	4,8	8,0
ARCH	1,6	6,4	12,8	0,4	5,2	12,0	0,8	3,2	6,0

Tableau 7-14 : Spécification du test sur rentabilités anormales (horizon : 5 jours)

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	0,8	5,6	11,2	1,2	4,4	11,2	0,4	4,0	8,8
ARCH	0,4	4,8	8,4	0,4	2,4	7,2	0,4	3,2	8,8
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	0,4	4,0	12,0	0,4	4,4	9,6	0,4	2,8	6,4
ARCH	1,2	6,0	10,4	1,6	5,6	8,4	0,8	3,2	7,6
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	1,2	4,4	10,0	0,8	4,4	10,4	0,8	6,0	9,2
ARCH	1,6	5,2	10,0	0,0	3,6	8,8	0,8	4,8	8,4
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	1,2	4,4	10,0	0,8	4,4	10,4	0,4	4,4	9,6
ARCH	1,6	5,2	10,0	0,0	3,6	8,8	0,8	2,4	6,4

Tableau 7-15 : Puissance du test sur rentabilités anormales (horizon : 1 jour)

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	50,0	74,4	82,4	32,4	59,6	72,4	25,6	49,6	60,4
ARCH	82,4	94,0	96,0	57,6	77,2	86,4	64,0	78,4	84,0
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	32,0	56,4	69,2	22,8	44,0	54,0	14,4	36,8	48,8
ARCH	71,6	84,0	91,2	45,6	63,2	70,0	55,2	68,8	75,6
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	23,6	44,8	57,2	12,0	34,8	42,8	13,2	33,6	47,2
ARCH	66,4	79,2	86,0	32,8	54,4	62,8	45,2	65,2	74,4
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	81,6	93,2	96,0	64,0	84,0	89,6	50,8	75,2	85,2
ARCH	96,8	98,8	99,2	80,4	90,8	94,0	80,0	90,8	95,6

Tableau 7-16 : Puissance du test sur rentabilités anormales (horizon : 5 jours)

	Modèle GARCH			Variance inchangée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	46,0	72,0	78,4	32,8	57,6	72,4	23,2	48,0	60,0
ARCH	78,8	90,0	92,0	54,4	71,2	79,6	60,4	76,8	84,4
	Modèle GARCH			Variance augmentée de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	29,2	50,8	63,6	21,6	39,6	51,6	15,6	36,4	50,0
ARCH	68,0	81,2	87,6	40,8	59,2	70,0	52,0	67,6	76,4
	Modèle GARCH			Variance doublée MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	23,6	47,2	56,0	13,6	32,0	46,8	12,8	28,0	43,6
ARCH	61,2	76,8	81,6	30,4	49,6	62,4	48,4	64,4	73,6
	Modèle GARCH			Variance réduite de 50% MCO-BMP			MCO-Signe		
	1%	5%	10%	1%	5%	10%	1%	5%	10%
Non ARCH	75,2	90,0	94,4	62,4	79,2	88,0	55,2	77,2	85,6
ARCH	93,6	97,6	98,8	78,8	91,2	95,2	83,6	92,8	96,0

Les résultats concernant les tests à une date donnée (horizon d'un ou cinq jours) vont dans le même sens que ceux obtenus sur les rentabilités anormales cumulées (voir tableaux 7-13 et 7-14 pour la spécification et 7-15 et 7-16 pour la puissance). Les trois méthodologies sont bien spécifiées quel que soit l'horizon de calcul des rentabilités anormales et quelle que soit l'évolution de la variance dans la fenêtre d'événement. En matière de détection des rentabilités anormales, la méthodologie GARCH est la plus puissante. La puissance se réduit lorsque la variance a tendance à augmenter autour de l'événement. Cette réduction est surtout sensible pour les titres qui ne présentent pas d'effet ARCH dans la période d'estimation. Les autres titres ne sont pas affectés par l'augmentation de la variance, sauf lorsque l'horizon de calcul des rentabilités anormales s'allonge. Encore faut-il noter que cette réduction est alors très faible.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé une nouvelle méthodologie qui permet la combinaison du modèle de marché et d'un modèle GARCH au sein de l'analyse d'événement. Le test de la nullité de la moyenne des rentabilités anormales est effectuée à l'aide d'une statistique inspirée de l'étude de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991). Des simulations sur données fictives et réelles montrent que cette méthodologie est bien spécifiée lorsqu'il s'agit de tester la nullité de la moyenne des rentabilités anormales et rentabilités anormales cumulées. Elle est de surcroît plus puissante que les méthodologies paramétriques (test de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991)) et non paramétriques (test du signe généralisé de Cowan (1992)) présentées dans le chapitre 4. La différence de puissance est particulièrement importante pour les titres qui présentent des effets ARCH marqués. Par conséquent, la norme constituée du modèle de marché avec erreurs GARCH semble être à considérer pour les analyses d'événement.

8 Détecter les sauts de variance inconditionnelle

Au cours de ce chapitre, nous nous intéressons à l'étude des changements permanents de la variance inconditionnelle. En effet, de tels changements peuvent être révélateurs d'un événement majeur. C'est le sens épistémologique qu'il faut donner à ce type de démarche, entreprise notamment par Aggarwal, Inclan et Leal (1999). Dans un premier temps, nous étudions l'impact de l'existence de saut de variance inconditionnelle en présence de phénomène de type ARCH. Puis, nous présentons l'algorithme ICSS (*Iterated Cumulative Sums of Squares*) qui permet la détection des sauts de variance inconditionnelle. Nous effectuons des simulations afin d'évaluer les capacités de cette méthode à détecter les sauts de variance inconditionnelle dans un contexte GARCH et nous proposons des méthodes alternatives validées sur données simulées et réelles.

8.1 Modélisation ARCH et saut de variance

Les études d'événement, dans leur ensemble, s'intéressent au processus de valorisation d'un échantillon de titres autour d'un événement. Or, un événement peut induire un changement dans la variance des rentabilités. Ces changements de variance peuvent revêtir plusieurs formes abordées dans les chapitres trois et sept. Le cas où le changement de variance est permanent est tout particulièrement intéressant. En effet, si l'on examine la proposition réciproque, un saut permanent dans la variance inconditionnelle d'une série des rentabilités indique la présence d'une rupture dans les paramètres de la distribution des rentabilités. Sous l'hypothèse d'efficience des marchés, cette rupture provient nécessairement d'un événement. L'étude entreprise par Aggarwal, Inclan et Leal (1999) utilise ce type de raisonnement afin d'attribuer l'existence de points de rupture dans la variance inconditionnelle d'indices boursiers à des événements politiques et économiques majeurs.

Une telle approche pose toutefois deux problèmes importants. Le premier problème provient du passage d'une démarche déductive à une démarche inductive. En effet,

dans le cadre standard de l'analyse d'événement, l'événement est sélectionné et étudié au sein d'un contexte théorique. Il s'agit, en particulier, de déterminer l'impact de l'événement en matière de valorisation de la firme et d'expliquer une telle valorisation. Le choix des variables explicatives se place dans un contexte théorique fort provenant, en général, de la finance d'entreprise. C'est ainsi que l'analyse d'événement permet de tester certaines de ces théories. Tel n'est pas le cas pour l'étude d'Aggarwal, Inclan et Leal (1999). En effet, chaque saut de variance détecté est attribué à un événement sans aucun contexte théorique. De plus, la date du saut de variance est estimée, ce qui implique une imprécision quant à sa date réelle. Le lien entre le saut et l'événement n'est donc que supputé ; au minimum, il faut que la méthode de détection des sauts soit bien spécifiée. En effet, dans le cas d'une mauvaise spécification, c'est-à-dire de détection de saut inexistant, il est toujours possible de trouver un événement économique ou politique autour du saut faussement détecté sans qu'il y ait le moindre lien causal. Il est donc absolument nécessaire de définir une méthodologie qui nous assure de l'existence du saut.

8.1.1 Augmentation de la persistance

Si l'on suppose que la variance conditionnelle se modifie au cours du temps et en particulier que les modélisations ARCH décrivent correctement la dynamique des cours boursiers, alors il est extrêmement difficile de distinguer un changement de régime de la variance inconditionnelle et un phénomène ARCH. Dans le cadre de modélisation ARCH, les implications de saut permanent de variance inconditionnelle ont été étudiées par Lamoureux et Lastrapes (1990). Ces derniers constituent un échantillon de 30 firmes américaines. Pour chaque firme de l'échantillon, un modèle GARCH(1,1) est estimé à l'aide de 4 228 rentabilités quotidiennes couvrant la période du 1^{er} janvier 1963 au 13 novembre 1979. Le modèle estimé est le suivant :

$$y_t = m + e_t, \quad (8.1)$$

$$(e_t | e_{t-1}, e_{t-2}, \mathbf{K}) \sim N(0, h_t),$$

$$h_t = b_0 + b_1 e_{t-1}^2 + b_2 h_{t-1}.$$

Lamoureux et Lastrapes (1990) trouvent une persistance moyenne sur leur échantillon de 0.978, où la persistance I est définie comme $I = b_1 + b_2$. Ils considèrent une seconde modélisation qui permet l'existence de saut de variance

inconditionnelle. Comme ils n'ont pas de méthode pour détecter de tels sauts, ils découpent arbitrairement les séries des rentabilités en 13 intervalles distincts ce qui autorise 12 sauts de variance au total. Chaque intervalle a une taille identique (302 observations). Dans ce cadre, la persistance moyenne estimée sur l'ensemble de l'échantillon chute à 0,817. Par conséquent, la forte persistance est une résultante de la non stationnarité des séries.

8.1.2 Simulations de Monte Carlo

Nous procédons à des simulations de Monte Carlo afin de préciser les résultats obtenus par Lamoureux et Lastrapes (1990). Ces derniers effectuent aussi de telles simulations, mais elles sont relativement réduites dans le choix des paramètres du modèle simulé. Pour ce faire, nous simulons des séries $\{e_t\}$, où e_t est définie à l'aide d'un modèle GARCH(1,1) :

$$e_t \sim N(0, h_t),$$

$$h_t = b_0 + b_1 e_{t-1}^2 + b_2 h_{t-1}.$$

Chaque série comporte 1000 observations. Nous effectuons alors un maillage de l'espace des paramètres b_1 et b_2 , chaque paramètre prenant des valeurs comprises entre 0 et 0,9 avec un pas de 0,1. Nous imposons la contrainte $b_1 + b_2 < 1$ afin d'assurer l'existence de la variance inconditionnelle. Pour chaque couple (b_1, b_2) , nous choisissons, sans perte de généralité, le paramètre b_0 de telle manière que la variance inconditionnelle soit égale à 1, c'est-à-dire $b_0 = 1 - b_1 - b_2$. La variance conditionnelle initiale est égale à la variance inconditionnelle de la série. Pour chaque jeu de paramètres, nous simulons 1000 séries. De plus, à l'intérieur de chaque série, nous simulons un saut de variance inconditionnelle positionné au milieu de la série. Pour ce faire, nous multiplions le terme constant de l'équation de la variance conditionnelle b_0 par l'une des trois valeurs suivantes : 1,5, 2 ou 3.

Pour chaque série simulée, nous procédons à l'estimation du modèle GARCH(1,1) suivant :

$$x_t = \mathbf{m} + e_t,$$

où $e_t \sim N(0, h_t)$,

$$h_t = b_0 + b_1 e_{t-1}^2 + b_2 h_{t-1}.$$

Les quatre paramètres du modèle sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance. De plus, nous imposons des contraintes de positivité sur les paramètres de la variance conditionnelle afin de nous assurer de son existence. De même, nous imposons $b_1 + b_2 < 1$. L'estimation de ce modèle est programmée dans le langage GAUSS et utilise les fonctionnalités de la bibliothèque *Constrained Maximum Likelihood*. Nous employons l'algorithme de Broyden, Fletcher, Goldfarb et Shanno (ci-après BFGS)⁶⁷ afin de maximiser la fonction de log-vraisemblance. De plus, nous définissons analytiquement le gradient de la fonction de log-vraisemblance. Cette technique permet une accélération de la convergence et une meilleure précision des résultats.

Le tableau 8-1 résume les résultats obtenus en matière de persistance. La partie A contient les résultats pour une augmentation de 50% de la variance inconditionnelle, la partie B pour un doublement de la variance inconditionnelle, la partie C pour un triplement de cette variance et la partie D pour une réduction de moitié de la variance⁶⁸. Remarquons que, dans l'ensemble des quatre parties du tableau 8-1, la persistance théorique qui devrait être observée est constante sur les différentes diagonales et égale à la somme des deux paramètres b_1 et b_2 . Pour chaque jeu de paramètres, la persistance estimée augmente en fonction de l'ampleur du saut de variance considéré. Ainsi, dans le cas où la variance conditionnelle est constante, la persistance moyenne passe de 0,38 lorsque le saut est de 1,5 à 0,99 lorsque le saut est de 3. On définit la demi-vie d'un choc, c'est-à-dire la durée pour qu'un choc sur la volatilité diminue de moitié, de la manière suivante :

$$HL = 1 - \left[\log(2) / \log(I) \right].$$

Dans le cas énoncé ci-dessus, la demi-vie associée à la persistance moyenne est de 1,72 jours lorsque la variance inconditionnelle est multipliée par 1,5, ; de 3,79 jours lorsqu'elle est doublée ; et de 69,97 jours lorsqu'elle est triplée. Ainsi les

conséquences d'un saut de variance ne sont pas linéaires en matière de persistance d'un choc.

L'augmentation de la persistance est d'autant plus grande que la persistance initiale est faible. Un tel phénomène n'est pas étonnant étant donné que la persistance est contrainte à être inférieure à 1. Ainsi, lorsque la persistance du modèle simulé est de 0.9, son augmentation est au maximum de 0.1. En revanche l'augmentation maximum est de 1 lorsque la persistance initiale est nulle. Dans le cas extrême où la variance inconditionnelle triple, la persistance estimée est plus forte lorsque b_1 est faible, en particulier inférieur à 0,2. En conséquence, les problèmes liés à la mauvaise estimation de la persistance sont magnifiés lorsque les effets ARCH sont de faible importance.

⁶⁷ D'autres algorithmes de maximisation sont disponibles : celui de Davidon, Fletcher et Powell (DFP), celui de Newton-Raphson et celui de Berndt, Hall, Hall et Hausman (BHHH).

⁶⁸ Les résultats obtenus pour une réduction de moitié de la variance inconditionnelle sont très proches de ceux obtenus pour son doublement

Tableau 8-1 : Persistance moyenne du modèle GARCH estimé lors d'un saut de variance inconditionnelle

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
		Partie A : variance inconditionnelle multipliée par 1,5									
b_1	0,0	0,38	0,38	0,38	0,35	0,37	0,34	0,35	0,37	0,37	0,38
	0,1	0,39	0,43	0,52	0,56	0,64	0,70	0,77	0,84	0,91	
	0,2	0,34	0,41	0,49	0,57	0,65	0,74	0,82	0,91		
	0,3	0,37	0,46	0,54	0,64	0,72	0,81	0,90			
	0,4	0,45	0,53	0,62	0,72	0,81	0,91				
	0,5	0,53	0,62	0,72	0,81	0,90					
	0,6	0,62	0,72	0,81	0,91						
	0,7	0,72	0,81	0,90							
	0,8	0,81	0,90								
	0,9	0,91									
		Partie B : variance inconditionnelle doublée									
b_1	0,0	0,78	0,78	0,81	0,78	0,80	0,81	0,77	0,79	0,79	0,75
	0,1	0,75	0,80	0,83	0,85	0,88	0,91	0,93	0,93	0,96	
	0,2	0,55	0,64	0,69	0,74	0,79	0,84	0,88	0,93		
	0,3	0,49	0,57	0,65	0,72	0,79	0,86	0,93			
	0,4	0,51	0,61	0,69	0,77	0,85	0,93				
	0,5	0,58	0,67	0,76	0,84	0,93					
	0,6	0,65	0,75	0,84	0,93						
	0,7	0,74	0,83	0,93							
	0,8	0,83	0,92								
	0,9	0,92									

Tableau 8-1 (suite) : Persistance moyenne du modèle GARCH estimé lors d'un saut de variance inconditionnelle

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
		Partie C : variance inconditionnelle triplée									
b_1	0,0	0,99	0,98	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,98
	0,1	0,98	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	
	0,2	0,94	0,95	0,96	0,96	0,96	0,95	0,96	0,97		
	0,3	0,82	0,86	0,88	0,89	0,91	0,93	0,97			
	0,4	0,73	0,79	0,83	0,88	0,92	0,97				
	0,5	0,71	0,79	0,85	0,91	0,97					
	0,6	0,75	0,83	0,90	0,97						
	0,7	0,81	0,90	0,97							
	0,8	0,88	0,97								
	0,9	0,97									
		Partie D : variance inconditionnelle divisée par deux									
b_1	0,0	0,75	0,77	0,81	0,77	0,79	0,82	0,78	0,77	0,77	0,73
	0,1	0,74	0,79	0,82	0,86	0,89	0,90	0,94	0,91	0,95	
	0,2	0,54	0,63	0,68	0,75	0,78	0,83	0,89	0,94		
	0,3	0,49	0,56	0,66	0,71	0,78	0,87	0,94			
	0,4	0,50	0,62	0,68	0,76	0,86	0,92				
	0,5	0,61	0,67	0,77	0,85	0,94					
	0,6	0,64	0,74	0,85	0,94						
	0,7	0,75	0,81	0,94							
	0,8	0,84	0,94								
	0,9	0,93									

8.1.3 Performance du test d'effets ARCH

Nous analysons l'impact des sauts de variance inconditionnelle sur le test d'effet ARCH défini par Engle (1982). Pour ce faire, nous effectuons des simulations de Monte Carlo. Les séries de rentabilités simulées sont issues d'un tirage suivant une loi normale centrée. La variance de la loi est choisie égale à 1 jusqu'au milieu de la série. Par la suite elle est multipliée par 1,5, 2, 3, 0,75, 0,5. De plus, nous considérons différentes longueurs de séries, en particulier 100, 1000 et 10000 données par séries. L'analyse du comportement du test d'effets ARCH est effectuée en considérant différentes profondeurs lors de la régression. Les résultats sont résumés dans le tableau 8-2.

Le tableau 8-2 montre clairement qu'en l'absence de saut de variance et sous l'hypothèse d'homoscédasticité, le test d'effets ARCH est bien spécifié. On remarque toutefois une légère mauvaise spécification, lorsque la série est de petite taille (100 données). Ceci est lié au fait que le test n'est distribué qu'asymptotiquement suivant une loi du khi deux. En revanche, en présence de saut de variance, les résultats obtenus sont catastrophiques. En effet, l'hypothèse nulle d'absence d'effets ARCH est rejetée très fréquemment quels que soient les cas de figure. En particulier, le taux de rejet s'accroît en fonction de l'ampleur du saut et de la taille de la série considérée. Ainsi, le test d'effets ARCH se trouve particulièrement sensible à l'absence de stationnarité de la série examinée. Il est donc absolument nécessaire d'étudier la performance des méthodes statistiques qui permettent de détecter des sauts de variance inconditionnelle, puisque l'existence de ces derniers est susceptible de faire apparaître ou d'amplifier les effets ARCH de manière purement illusoire.

Tableau 8-2 : Taux de rejet de l'absence d'effets ARCH

Saut 1					Saut 1,5				
Profondeur		1	5	10	Profondeur		1	5	10
taille	100	2,5	3,5	3,0	taille	100	4,8	5,5	3,3
	1000	4,6	4,6	4,4		1000	10,3	15,7	19,9
	10000	5,1	4,8	4,9		10000	45,7	87,3	98,5
Saut 2					Saut 3				
Profondeur		1	5	10	Profondeur		1	5	10
taille	100	7,5	10,8	7,9	taille	100	14,7	20,1	19,2
	1000	32,2	66,1	78,6		1000	77,4	99,3	100,0
	10000	99,2	100,0	100,0		10000	100,0	100,0	100,0
Saut 0,75					Saut 0,5				
Profondeur		1	5	10	Profondeur		1	5	10
taille	100	5,0	4,5	4,2	taille	100	8,3	10,6	10,8
	1000	6,1	9,4	10,2		1000	33,4	65,9	76,5
	10000	16,7	36,9	52,4		10000	99,5	100,0	100,0

8.2 L'algorithme ICSS

L'algorithme ICSS (*Iterated Cumulative Sums of Squares*), introduit par Inclan et Tiao (1994), est utilisé dans une étude d'Aggarwal, Inclan et Leal (1999) afin de détecter des sauts de variance inconditionnelle. Dans cette section, nous présentons l'usage effectuée par Aggarwal, Inclan et Leal (1999), puis nous exposons la méthode. Enfin, nous testons ses performances à l'aide de simulations.

8.2.1 L'étude de Aggarwal, Inclan et Leal (1999)

Aggarwal, Inclan et Leal (1999) étudient les changements de volatilité sur les marchés émergents et tentent de relier les changements constatés à des événements sociaux, politiques ou économiques ayant lieu autour de ces mêmes changements. Les dates de ces changements de variance sont estimées à l'aide de l'algorithme ICSS. Aggarwal, Inclan et Leal (1999) étudient en particulier les points de rupture dans les séries des indices boursiers des dix plus grands pays émergents en Asie et en Amérique Latine. Ils considèrent de plus les indices des marchés de Hong Kong, de Singapour, allemand, japonais, du Royaume Uni et des Etats Unis, ainsi que les indices *Morgan Stanley World Index*, *Far East Index*, *Latin American Index*, *Emerging Markets Index*. Il manque peu de pays à cette liste, si ce n'est le marché français.

La période d'étude d'Aggarwal, Inclan et Leal (1999) couvre dix ans entre mai 1985 et avril 1995, la fréquence des données étant hebdomadaire. Cette période est fort intéressante puisqu'elle correspond au mouvement de libéralisation économique et de libéralisation des marchés financiers dans le monde entier. Ce mouvement a en effet débuté vers la fin des années 1980, voire le début de la décennie 1990 pour les marchés les plus en retard. Les résultats obtenus par Aggarwal, Inclan et Leal (1999) sont contrastés. En effet, un très grand nombre de changements de variance est attribué à des causes politiques ou économiques spécifiques aux pays considérés. Seuls le Krach d'octobre 1987 et la guerre du Golfe ont des répercussions sur plusieurs pays. Toutefois, des pays comme l'Argentine, le Chili, l'Allemagne, l'Inde, la Corée du Sud et quelques autres ne sont pas affectés par ces événements. Le Royaume Uni n'est touché que par le Krach de 1987 et non par la Guerre du Golfe. Pire encore, l'indice regroupant les marchés émergents indique un changement de

variance qui correspond à la période de la guerre du Golfe alors qu'aucun des dix principaux pays ne semble réagir individuellement à un tel événement.

Le Krach de 1987 ne constitue pas un changement de variance probant. En effet, la durée du changement de régime aux Etats-Unis est de deux semaines, entre le 14 octobre 1987 et le 4 novembre 1987. D'une manière générale, l'impact du Krach est de très courte durée sur l'ensemble des séries, sauf pour des pays comme l'Allemagne. Un Krach est le type même d'événement très difficile à modéliser, puisqu'il est d'une ampleur très importante sur une courte durée. Toutefois, des modélisations ARCH bien choisies, notamment EGARCH ou GJR, peuvent en rendre compte. De tels effets ARCH sont d'ailleurs présents dans les séries analysées par Aggarwal, Inclan et Leal (1999). Ainsi, on peut se demander, si l'effet ARCH, même de faible importance, est susceptible d'induire l'algorithme ICSS en erreur et d'attribuer le phénomène ARCH à un saut de variance inconditionnelle.

8.2.2 La méthode

L'algorithme ICSS développé par Inclan et Tiao (1994) repose sur les travaux de Brown, Durbin et Evans (1975). Soit $C_k = \sum_{t=1}^k a_t^2$ la somme partielle des carrés d'une suite de variables aléatoires indépendantes $\{a_t\}$ d'espérance nulle et de variances σ_t^2 . Remarquons que si la série présente des effets ARCH, alors l'hypothèse d'indépendance est violée. Ceci a pour conséquence de remettre en cause les conclusions obtenus à l'aide d'une telle méthode. La somme centrée des carrés se définit comme :

$$D_k = \frac{C_k}{C_T} - \frac{k}{T}, \quad k = 1, \mathbf{K}, T \quad (8.2)$$

Une telle définition implique que $D_0 = D_T = 0$. En l'absence de changement de variance, les valeurs de D_k oscillent autour de zéro. Dans le cas contraire, les valeurs de D_k sortent des bornes spécifiées à l'aide de la distribution asymptotique de D_k définie sous l'hypothèse nulle d'une variance constante. Une table regroupant ces valeurs critiques est fournie par Inclan et Tiao (1994). Le point de rupture est déterminé en calculant $\max_k |D_k|$; soit k^* ce point. Si D_{k^*} est en dehors des valeurs

critiques, alors un changement de variance se trouve près de k^* et on considère que k^* est un estimateur du point de rupture.

S'il n'existe qu'un seul point de rupture dans la série, la technique présentée ci-dessus est appropriée. Lorsque plusieurs points de rupture se trouvent dans la série, il est alors nécessaire d'itérer la procédure. Notons $a[t_1:t_2]$ la série $a_{t_1}, \mathbf{K}, a_{t_2}$ où $t_1 < t_2$. $D_k(a[t_1:t_2])$ désigne l'ensemble des sommes partielles calculées sur $a[t_1:t_2]$. Inclan et Tiao (1994) proposent l'algorithme suivant :

- Etape 1 : $t_1 = 1$.
- Etape 2 : Calcul de $D_k(a[t_1:T])$. Soit $k^*(a[t_1:T])$ le point auquel le maximum $M(t_1:T) = \max \sqrt{(T-t_1+1)/2} |D_k(a[t_1:T])|$ est atteint. Si $M(t_1:T) > D^*$ (D^* étant la valeur critique), alors il existe au moins un point de rupture positionné provisoirement en $k^*(a[t_1:T])$. Dans ce cas, on passe à l'étape 3a. Dans le cas inverse, il n'y a pas de points de rupture dans la série : l'algorithme s'arrête.
- Etape 3a : $t_2 = k^*(a[t_1:T])$. Calcul de $D_k(a[t_1:t_2])$. Si $M(t_1:t_2) > D^*$, alors il existe un nouveau point de rupture. On itère l'étape 3a en affectant à t_2 le nouveau point de rupture. La procédure s'arrête lorsque $M(t_1:t_2) < D^*$. Dans ce cas, il n'y a pas de changement de variance entre t_1 et t_2 . On note $k_{premier} = t_2$ le premier point de rupture.
- Etape 3b : $t_1 = k^*(a[t_1:T]) + 1$. Calcul de $D_k(a[t_1:T])$. On modifie t_1 en répétant l'étape 3b tant que $M(t_1:T) > D^*$. On note $k_{dernier} = t_1 - 1$ le dernier point de rupture.
- Etape 3c : Si $k_{premier} = k_{dernier}$, il n'y a qu'un seul point de rupture. Si $k_{premier} < k_{dernier}$, les deux points sont des points de rupture potentiels. Les étapes 2, 3a et 3b sont répétées avec $t_1 = k_{premier} + 1$ et $t_2 = k_{dernier}$. A chaque itération, l'algorithme est susceptible de trouver, au plus, deux points de rupture potentiels. On note N_T le nombre de points de rupture obtenus à l'issue de ces itérations.

- Etape 4 : S'il y a plus de deux points de rupture potentiels, on effectue la phase de vérification suivante. On note cp le vecteur des points de rupture ordonnés par le temps. On augmente ce vecteur de deux points extrêmes supplémentaires $cp_0 = 0$ et $cp_{N_T+1} = T$. On examine les différents points de rupture en calculant $D_k(a[cp_{j-1}+1:cp_{j+1}])$. Si $M(cp_{j-1}+1:cp_{j+1}) > D^*$, alors le point de rupture cp_j est conservé et modifié, sinon il est éliminé. On itère cette procédure tant que le nombre de points change et que les nouveaux points de rupture sont proches de ceux obtenus lors du passage précédent.

8.2.3 Simulations

Comme nous l'avons déjà mentionné, l'emploi de l'algorithme ICSS suppose que les rentabilités boursières sont sériellement indépendantes. A l'aide de simulations, nous présentons les conséquences de l'emploi de l'algorithme ICSS lorsque les rentabilités sont issues d'un modèle GARCH. Nous simulons donc des séries $\{e_t\}$, où e_t est définie à l'aide d'un modèle GARCH(1,1) :

$$e_t \sim N(0, h_t),$$

$$h_t = b_0 + b_1 e_{t-1}^2 + b_2 h_{t-1}.$$

Comme précédemment, nous effectuons un maillage de l'espace des paramètres b_1 et b_2 . Chaque série est alors analysée à l'aide de l'algorithme ICSS⁶⁹ et la proportion des séries comportant des points de ruptures est calculée pour l'ensemble des jeux de paramètres.

Le tableau 8-3 présente les résultats obtenus pour des séries qui contiennent 500 rentabilités. Ces résultats ne sont pas sensibles aux nombres de rentabilités employées. La partie A reporte les proportions des séries qui comportent au moins un point de rupture, c'est-à-dire la spécification du test ; les parties B, C et D reportent les proportions des séries qui contiennent respectivement au moins deux, cinq et dix points de rupture. Le tableau 8-4 présente les résultats obtenus pour des séries de 1000 rentabilités.

⁶⁹ Le seuil de significativité est égal à 5%.

Pour l'ensemble des couples de paramètres (b_1, b_2) , la spécification de l'algorithme ICSS est désastreuse. L'algorithme est d'autant plus mal spécifié que la persistance du modèle calculée comme la somme des deux paramètres est forte et que le coefficient b_1 est élevé. Un tel résultat n'est pas aberrant puisque lorsque le coefficient b_1 est important, l'impact de l'erreur passée sur la variance conditionnelle contemporaine est amplifié. Par contre, lorsque le paramètre b_1 est nul, c'est-à-dire lorsque la variance conditionnelle est décrite par un processus autorégressif, l'algorithme ICSS est bien spécifié. L'analyse des parties B, C et D du tableau 8-4 montrent que la détection de multiples points de rupture est fréquente en présence d'effets ARCH. Lorsque les séries sont constituées de 1000 rentabilités et que le coefficient b_1 est égal à 0,9, 78,1% des séries présentent plus de dix points de ruptures. Ainsi, l'existence d'effets ARCH à forte persistance invalide totalement l'utilisation de l'algorithme ICSS ; un point de rupture est systématiquement détecté alors qu'il n'existe pas.

Tableau 8-3 : Spécification de l'algorithme ICSS en présence d'effets ARCH (500 rentabilités).

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
		Partie A : Pourcentage des titres présentant au moins un point de rupture									
b_1	0,0	4,4	3,7	4,4	6,1	4,6	3,0	3,0	4,3	5,1	5,5
	0,1	9,1	10,4	7,8	10,1	11,9	16,1	20,8	28,3	50,7	
	0,2	18,4	19,0	21,5	27,0	31,8	41,4	54,6	78,9		
	0,3	29,9	31,7	42,2	50,3	57,6	73,6	89,1			
	0,4	45,9	59,0	63,9	73,2	83,0	92,5				
	0,5	66,2	72,1	80,1	88,2	95,2					
	0,6	78,4	86,9	87,9	96,1						
	0,7	88,0	92,3	97,0							
	0,8	94,0	96,7								
	0,9	96,4									
		Partie B : Pourcentage des titres présentant au moins deux points de rupture									
b_1	0,0	0,5	0,3	0,4	0,3	0,3	0,1	0,3	0,3	0,2	0,6
	0,1	1,9	1,6	1,0	2,5	3,0	4,8	6,9	12,6	30,1	
	0,2	6,0	7,8	9,5	12,9	17,4	26,3	39,9	70,4		
	0,3	17,4	19,5	27,9	37,4	45,0	62,6	83,2			
	0,4	32,1	45,1	52,4	64,7	75,4	89,1				
	0,5	53,4	63,8	70,8	82,8	92,3					
	0,6	71,0	81,5	85,1	94,1						
	0,7	83,8	88,5	95,1							
	0,8	92,1	95,2								
	0,9	94,9									

Tableau 8-3 (suite) : Spécification de l'algorithme ICSS en présence d'effets ARCH (500 rentabilités).

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Partie C : Pourcentage des titres présentant au moins cinq points de rupture											
b_1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,6	
	0,2	0,2	0,0	0,1	0,4	0,3	2,4	5,0	19,8		
	0,3	0,7	1,2	2,8	5,1	8,0	17,5	40,9			
	0,4	4,8	7,5	9,2	18,0	33,5	54,8				
	0,5	13,6	20,8	30,7	45,9	65,4					
	0,6	29,4	39,8	51,7	71,2						
	0,7	47,9	60,2	74,1							
	0,8	66,0	77,8								
	0,9	77,6									
Partie D : Pourcentage des titres présentant au moins dix points de rupture											
b_1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1		
	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	1,7			
	0,4	0,0	0,0	0,3	0,3	1,4	5,8				
	0,5	0,3	0,6	2,1	2,3	9,4					
	0,6	2,0	2,0	7,2	16,4						
	0,7	6,0	11,0	20,8							
	0,8	13,0	24,5								
	0,9	27,1									

Tableau 8-4 : Spécification de l'algorithme ICSS en présence d'effets ARCH (1000 rentabilités).

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
		Partie A : Pourcentage des titres présentant au moins un point de rupture									
b_1	0,0	3,3	3,6	4,3	4,4	4,7	4,9	4,5	3,5	4,3	5,0
	0,1	9,6	9,7	11,9	11,2	13,5	16,6	22,0	34,2	59,6	
	0,2	18,8	21,2	24,3	32,0	36,3	45,2	67,9	89,5		
	0,3	37,4	41,4	46,1	55,8	69,8	80,5	94,6			
	0,4	56,5	62,5	71,2	80,1	91,3	97,8				
	0,5	72,7	78,0	88,8	94,5	98,9					
	0,6	87,0	92,5	95,9	98,5						
	0,7	94,9	98,2	99,1							
	0,8	98,0	99,5								
	0,9	98,7									
		Partie B : Pourcentage des titres présentant au moins deux points de rupture									
b_1	0,0	0,2	0,4	0,4	0,5	0,6	0,5	0,2	0,3	0,4	0,6
	0,1	1,9	2,1	2,6	2,7	3,3	4,9	8,1	19,1	44,8	
	0,2	7,1	8,8	10,3	16,1	21,2	30,6	55,5	85,3		
	0,3	22,6	26,9	34,3	44,5	60,4	74,4	92,4			
	0,4	44,3	51,6	62,5	74,3	89,6	97,4				
	0,5	65,5	73,7	85,9	93,4	98,5					
	0,6	83,8	90,0	94,6	98,3						
	0,7	92,6	97,4	99,1							
	0,8	97,7	99,4								
	0,9	98,3									

Tableau 8-4 (suite) : Spécification de l'algorithme ICSS en présence d'effets ARCH (1000 rentabilités).

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Partie C : Pourcentage des titres présentant au moins cinq points de rupture											
b_1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,3	0,6	8,7	
	0,2	0,2	0,4	0,2	1,1	1,7	6,0	17,1	50,7		
	0,3	2,1	3,5	6,3	12,0	23,8	40,1	74,9			
	0,4	13,7	17,6	28,8	43,2	66,2	87,5				
	0,5	31,6	40,8	60,1	77,5	91,1					
	0,6	56,4	70,7	82,8	94,1						
	0,7	76,6	86,1	93,2							
	0,8	91,0	95,8								
	0,9	95,1									
Partie D : Pourcentage des titres présentant au moins dix points de rupture											
b_1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,9	5,7		
	0,3	0,0	0,0	0,1	0,1	1,6	5,8	26,8			
	0,4	0,4	1,0	2,6	6,9	19,9	45,4				
	0,5	3,2	6,6	18,1	33,4	59,5					
	0,6	14,7	25,0	41,8	68,6						
	0,7	36,4	52,5	71,6							
	0,8	59,9	77,7								
	0,9	78,1									

8.3 Agrégation temporelle

L'algorithme ICSS est particulièrement sensible aux dépendances temporelles de type GARCH. L'agrégation temporelle des rentabilités est susceptible de réduire les problèmes liés aux dépendances temporelles dans les rentabilités. Ainsi, si nous supposons que les rentabilités précédemment simulées correspondent à une fréquence quotidienne, quelle est la spécification de l'algorithme ICSS si ces rentabilités sont sommées pour obtenir une fréquence hebdomadaire ou mensuelle ?

Dans toute cette section, nous supposons que les rentabilités quotidiennes sont décrites par un modèle GARCH(1,1). Les propriétés de l'agrégation temporelle des modèles GARCH sont exposées par Drost et Nijman (1993). Ces derniers définissent trois différents types de modèles GARCH, GARCH fort, GARCH semi-fort, GARCH faible.

- GARCH fort : la suite $\{e_t, t \in \mathbb{N}\}$ est générée par un modèle GARCH(p,q) fort, si ses paramètres peuvent être choisis tels que $x_t = e_t / \sqrt{h_t}$ i.i.d. $D(0,1)$ où $D(0,1)$ est une distribution centrée réduite.
- GARCH semi-fort : la suite $\{e_t, t \in \mathbb{N}\}$ est générée par un modèle GARCH(p,q) semi-fort, si ses paramètres peuvent être choisis tels que $E[e_t | e_{t-1}, e_{t-2}, \mathbf{K}] = 0$ et $E[e_t^2 | e_{t-1}, e_{t-2}, \mathbf{K}] = h_t$.
- GARCH faible : la suite $\{e_t, t \in \mathbb{N}\}$ est générée par un modèle GARCH(p,q) faible, si ses paramètres peuvent être choisis tels que $P[e_t | e_{t-1}, e_{t-2}, \mathbf{K}] = 0$ et $P[e_t^2 | e_{t-1}, e_{t-2}, \mathbf{K}] = h_t$. $P[x_t | e_{t-1}, e_{t-2}, \mathbf{K}]$ est la meilleure prévision linéaire de x_t par rapport à $1, e_{t-1}, e_{t-2}, \mathbf{K}, e_{t-1}^2, e_{t-2}^2, \mathbf{K}$. Plus précisément :

$$E\left[\left(x_t - P[x_t | e_{t-1}, e_{t-2}, \mathbf{K}]\right) e_{t-i}^r\right] = 0 \text{ pour } i \geq 1 \text{ et } r = 0, 1, 2.$$

Remarquons que les définitions sont imbriquées, c'est-à-dire qu'un modèle GARCH fort est aussi un modèle GARCH semi-fort qui est lui-même un modèle GARCH faible. La réciproque n'est pas vraie. Un modèle GARCH fort implique que les innovations standardisées par l'écart-type conditionnel sont indépendantes ; un

modèle GARCH semi-fort impose que ces innovations standardisées ne sont pas linéairement corrélées. Un modèle GARCH faible ne considère que des projections de la variance conditionnelle.

Drost et Nijman (1993) montrent que ni la classe des modèles GARCH forts ni la classe des modèles GARCH semi-forts ne sont fermées pour l'agrégation temporelle. Seule la classe des modèles GARCH faibles possède la propriété de fermeture. Plus précisément, si $\{e_t, t \in \mathbb{N}\}$ est décrit par un modèle GARCH(1,1) faible dont les distributions marginales sont symétriques, de kurtose inconditionnelle k_e et tel que $h_t = b_0 + b_1 e_{t-1}^2 + b_2 h_{t-1}$, alors $\{\bar{e}_{(m)tm}, t \in \mathbb{N}\}$ est issu d'un GARCH(1,1) faible et symétrique tel que $\bar{h}_{(m)tm} = \bar{b}_{(m)0} + \bar{b}_{(m)1} \bar{e}_{(m)tm-m}^2 + \bar{b}_{(m)2} \bar{h}_{(m)tm-m}$ et dont la kurtose inconditionnelle est $\bar{K}_{(m)e}$ où m désigne le pas d'agrégation.

Les paramètres du modèle agrégé sont donnés par les formules suivantes :

$$\bar{b}_{(m)0} = m b_0 \frac{1 - (b_1 + b_2)^m}{1 - (b_1 + b_2)} \quad (8.3)$$

$$\bar{b}_{(m)1} = (b_1 + b_2)^m - \bar{b}_{(m)2} \quad (8.4)$$

$$\bar{K}_{(m)e} = 3 + \frac{k_e - 3}{m} + 6(k_e - 1) \frac{\left[m - 1 - m(b_1 + b_2) + (b_1 + b_2)^m \right] \left[b_1 - b_1 b_2 (b_1 + b_2) \right]}{m^2 (1 - b_1 - b_2)^2 (1 - b_2^2 - 2b_1 b_2)}$$

$|\bar{b}_{(m)2}| < 1$ est solution de l'équation quadratique :

$$\frac{\bar{b}_{(m)2}}{1 + \bar{b}_{(m)2}^2} = \frac{a(b_1, b_2, k_e, m)(b_1 + b_2)^m - b(b_1, b_2, m)}{a(b_1, b_2, k_e, m) \left[1 + (b_1 + b_2)^{2m} \right] - 2b(b_1, b_2, m)} \quad (8.5)$$

où

$$a(b_1, b_2, k_e, m) = m(1 - b_2)^2 + 2m(m-1) \frac{(1 - b_1 - b_2)^2 (1 - b_2^2 - 2b_1 b_2)}{(k_e - 1) \left[1 - (b_1 + b_2)^2 \right]} + 4 \frac{\left[m - 1 - m(b_1 + b_2) + (b_1 + b_2)^m \right] \left[b_1 - b_1 b_2 (b_1 + b_2) \right]}{1 - (b_1 + b_2)^2},$$

$$b(b_1, b_2, m) = [b_1 - b_1 b_2 (b_1 + b_2)] \frac{1 - (b_1 + b_2)^{2m}}{1 - (b_1 + b_2)^2}.$$

Le tableau 8-5 illustre l'évolution de deux jeux de paramètres en fonction du pas d'agrégation. La vitesse de convergence vers un couple de paramètres dont les valeurs sont nulles est fonction des valeurs initiales. L'agrégation des rentabilités permet de faire disparaître les effets liés aux dépendances temporelles. Remarquons que les formules dérivées par Drost et Nijman (1993) sont valables uniquement lorsque la kurtose inconditionnelle du processus existe. Par conséquent, il n'est pas possible de déterminer les coefficients agrégés lorsque la condition $1 - b_2^2 - 2b_1 b_2 - 3b_1^2 > 0$ n'est pas vérifiée.

Tableau 8-5 : Evolution des paramètres en fonction du pas d'agrégation

	Initial	pas d'agrégation (m)			
		5	10	15	30
b_1	0,40	0,13	0,07	0,04	0,01
b_2	0,40	0,20	0,04	0,00	0,00
b_1	0,10	0,01	0,00	0,00	0,00
b_2	0,80	0,58	0,35	0,20	0,04

Tableau 8-6 : Spécification de l'algorithme ICSS en présence d'effets ARCH et en fonction du degré d'agrégation.

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Partie A : Pourcentage des titres présentant au moins un point de rupture ($m=5$)											
b_1	0,0	4,2	4,7	5,1	4,8	4,9	4,1	4,6	4,3	4,7	4,6
	0,1	6,5	7,2	7,1	7,6	9,0	8,4	9,6	14,6	23,7	
	0,2	10,0	10,5	13,5	15,6	16,4	23,9	32,1	59,1		
	0,3	19,1	19,8	23,6	27,2	41,3	53,7	82,3			
	0,4	30,5	36,0	42,4	52,1	70,5	90,9				
	0,5	49,0	57,7	68,7	82,0	94,9					
	0,6	64,8	77,3	88,3	95,7						
	0,7	83,0	89,8	97,5							
	0,8	93,1	98,2								
	0,9	97,5									
Partie B : Pourcentage des titres présentant au moins un point de rupture ($m=30$)											
b_1	0,0	5,3	4,7	3,7	4,8	5,8	4,0	4,4	3,8	4,9	4,2
	0,1	4,9	4,5	4,0	4,9	5,6	3,6	5,5	6,5	9,0	
	0,2	6,1	5,7	5,1	5,7	5,8	7,3	11,2	24,8		
	0,3	6,9	6,9	8,6	10,8	14,9	19,4	51,2			
	0,4	8,9	11,1	16,5	20,6	33,1	66,7				
	0,5	16,2	22,7	29,4	50,9	77,8					
	0,6	30,6	45,4	63,8	84,3						
	0,7	54,6	70,8	88,0							
	0,8	78,6	90,3								
	0,9	91,8									

Tableau 8-6 (suite) : Spécification de l'algorithme ICSS en présence d'effets ARCH et en fonction du degré d'agrégation.

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Partie C : Pourcentage des titres présentant au moins un point de rupture ($m=60$)											
b_1	0,0	4,7	4,4	4,9	3,8	4,7	4,2	3,8	3,8	4,3	3,4
	0,1	4,7	4,9	3,9	6,2	4,3	4,6	4,5	6,6	8,5	
	0,2	4,5	4,4	4,5	5,3	4,7	5,9	8,3	15,5		
	0,3	6,2	4,9	6,9	6,3	8,3	13,0	36,7			
	0,4	6,9	7,5	8,8	14,7	26,0	55,6				
	0,5	10,0	13,5	21,8	35,4	68,3					
	0,6	19,0	30,6	47,6	76,6						
	0,7	44,2	61,5	81,8							
	0,8	68,1	86,8								
	0,9	88,0									
Partie D : Pourcentage des titres présentant au moins un point de rupture ($m=100$)											
b_1	0,0	4,4	5,0	4,4	4,3	4,3	4,1	4,3	5,0	4,7	4,3
	0,1	5,0	4,9	3,9	3,7	4,8	4,9	4,5	4,8	4,8	
	0,2	5,3	4,2	4,3	5,4	4,6	4,0	6,0	10,4		
	0,3	4,9	5,0	6,0	6,1	7,8	9,6	23,1			
	0,4	6,5	6,8	7,0	9,8	17,7	47,0				
	0,5	9,2	10,6	15,7	30,2	59,4					
	0,6	16,9	23,2	42,5	68,7						
	0,7	35,5	54,1	77,9							
	0,8	60,0	81,4								
	0,9	83,9									

Nous cherchons à déterminer les performances de l'algorithme ICSS lorsque les rentabilités issues d'un modèle GARCH(1,1) sont agrégées suivant différents horizons. Comme nous l'avons montré ci-dessus, les effets ARCH tendent à disparaître lorsque les rentabilités sont agrégées. Nous simulons 1000 séries de rentabilités pour différents couples de paramètres. Chaque série est alors agrégée suivant l'horizon choisi (5, 30, 60 et 100) de manière à former une nouvelle série comportant 1000 rentabilités.

Le tableau 8-6 présente la spécification de l'algorithme ICSS en fonction du degré d'agrégation. Les valeurs en italique indiquent les jeux de paramètres pour lesquels la kurtose inconditionnelle de la série initiale n'existe pas. Le tableau 8-6 montre que la spécification de l'algorithme ICSS s'améliore avec le degré d'agrégation. Pour un horizon d'agrégation de 30 rentabilités, qui correspond au passage de rentabilités quotidiennes à des rentabilités mensuelles, l'algorithme ICSS est bien spécifié dans presque tous les cas où la kurtose inconditionnelle existe. Cependant, pour tous les cas où cette dernière n'existe pas, les résultats sont mauvais.

Les résultats obtenus ont de fortes implications. En effet, étant donné que sur des horizons courts (quotidiens ou hebdomadaires) les rentabilités présentent des effets ARCH prononcés, l'algorithme ICSS est susceptible de détecter des changements de variance inconditionnelle inexistantes. Par conséquent, il est nécessaire de confirmer leur existence éventuelle à l'aide de données agrégées, comme les rentabilités mensuelles, puisque dans ce cadre l'algorithme ICSS est mieux spécifié.

8.4 Méthode en deux passes

Nous avons examiné différentes solutions⁷⁰ qui permettent l'adaptation de l'algorithme ICSS au cas où les séries de rentabilités présentent des effets ARCH. Dans un premier temps, nous avons simulé la distribution de la statistique employée par l'algorithme ICSS. Les valeurs critiques dépendent du choix des paramètres ce qui rend leur usage impossible lorsque les paramètres ne sont pas connus a priori. De plus, si le fait de simuler la distribution empirique permet d'obtenir une méthodologie bien spécifiée, la puissance de détection de cette dernière se révèle

⁷⁰ Nous ne présentons pas les résultats des méthodes que nous avons examinées et qui n'ont rien donné.

inexistante. Une deuxième possibilité consiste à « bootstraper » la statistique de manière à définir un intervalle de confiance à partir de la série initiale. Cependant, l'utilisation du bootstrap suppose que les observations sont indépendantes, ce qui n'est pas le cas. C'est pourquoi nous avons étudié les propriétés du bootstrap par bloc ainsi que des techniques de sous-échantillonnage proposées notamment par Politis, Romano et Wolf (1997). Ces méthodes permettent de réduire les problèmes liés à la spécification au prix d'un faible pouvoir de détection. Elles sont particulièrement lourdes à mettre en œuvre⁷¹ et demandent des temps de calcul importants, notamment lors des simulations.

Une troisième solution consiste en une méthode en deux passes. Tout d'abord, nous estimons les paramètres d'un modèle GARCH. Puis, nous standardisons les observations de la série par la variance conditionnelle calculée à l'aide des paramètres estimés. Enfin, nous détectons les points de rupture de la série standardisée. Si la modélisation GARCH est correctement choisie, alors cette méthode doit être bien spécifiée, puisque la série standardisée est distribuée sous l'hypothèse nulle suivant une loi normale centrée réduite. En revanche, la puissance d'une telle méthode est inconnue. Nous procédons à des simulations similaires aux précédentes afin d'étudier de manière systématique la spécification et la puissance de la méthodologie. L'estimation du modèle GARCH(1,1) appelle quelques précisions. Le modèle estimé est le suivant :

$$x_t = m + e_t,$$

$$\text{où } e_t \sim N(0, h_t) \text{ et } h_t = b_0 + b_1 e_{t-1}^2 + b_2 h_{t-1}$$

⁷¹ Il s'agit en particulier de déterminer la taille optimale des blocs.

Tableau 8-7 : Spécification de la méthode en deux passes (taux de rejet de l'absence d'effets ARCH)

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
b_1	0,0	3,30	5,11	3,30	2,70	3,20	4,00	4,30	3,50	3,70	2,60
	0,1	3,60	3,40	3,50	3,70	3,80	3,60	3,50	3,50	3,50	
	0,2	3,30	3,60	2,40	4,10	4,50	3,80	1,90	3,40		
	0,3	2,90	4,50	3,40	3,30	5,00	3,50	3,60			
	0,4	4,10	3,90	3,50	4,30	4,40	4,44				
	0,5	4,10	4,90	2,90	4,12	4,18					
	0,6	4,90	3,61	3,31	3,56						
	0,7	4,90	3,61	3,31							
	0,8	3,71	5,63								
	0,9	3,55									

Tableau 8-8 : Puissance de détection d'un changement de variance inconditionnelle à l'aide de la méthode en deux passes

		b_2									
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
Partie A : multiplication de la variance inconditionnelle par 1,5											
b_1	0,0	71,86	71,66	71,98	73,42	72,18	75,62	74,33	72,54	72,34	71,31
	0,1	84,14	83,28	83,43	82,08	79,36	76,88	73,65	64,30	42,60	
	0,2	90,70	90,40	86,50	83,70	80,70	73,80	57,80	34,40		
	0,3	89,20	85,50	81,70	73,70	65,60	53,05	31,56			
	0,4	84,00	79,60	74,10	62,40	50,30	29,80				
	0,5	78,20	68,50	62,49	50,75	32,24					
	0,6	70,40	63,63	51,61	37,41						
	0,7	65,30	52,23	41,61							
	0,8	61,52	46,11								
	0,9	51,64									
Partie B : Doublement de la variance inconditionnelle											
b_1	0,0	29,93	32,23	28,68	30,06	29,01	27,23	32,26	30,33	29,77	32,32
	0,1	50,66	46,69	49,29	49,29	52,21	57,20	66,03	75,48	71,30	
	0,2	90,28	87,68	91,48	93,09	93,70	97,40	95,50	74,40		
	0,3	99,50	99,10	99,60	99,20	98,80	93,89	72,85			
	0,4	99,90	99,90	99,30	98,09	91,78	75,20				
	0,5	99,90	99,40	98,80	93,16	78,33					
	0,6	99,50	97,90	94,77	82,61						
	0,7	98,60	95,90	86,45							
	0,8	97,59	92,05								
	0,9	95,70									

Les quatre paramètres du modèles sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance. Le tableau 8-7 reporte les résultats concernant la spécification de la méthode en deux passes. Quel que soit le choix des paramètres (b_1, b_2) , la méthodologie apparaît comme bien spécifiée. En effet, les taux de rejet de l'hypothèse nulle en l'absence de saut de variance inconditionnelle sont proches du seuil de significativité (5%). Les taux de rejet sont, en général, inférieurs à 5%, ce qui peut indiquer une mauvaise spécification sans grande conséquence.

Le tableau 8-8 présente les résultats obtenus concernant la puissance de la méthode en deux passes⁷². A l'intérieur de chaque série, nous simulons un saut de variance inconditionnelle positionné au milieu de la série. Dans la partie A, la variance inconditionnelle augmente de 50% à partir du milieu de la série. La capacité de détection des sauts de variance est importante lorsque b_1 ou la persistance sont faibles. Elle varie entre 70% et 90%. En revanche, les capacités de détection sont plus faibles lorsque la persistance est forte avec notamment un minimum à 29,80%. Dans la partie B, la variance inconditionnelle est doublée. Les résultats contrastent singulièrement avec ceux obtenus dans la partie A. En effet, la capacité de détection est faible (entre 29% et 32%) lorsque le coefficient b_1 est égal à 0. Par contre, la puissance de détection est excellente (proche de 100%) lorsque le coefficient b_1 ou la persistance sont élevés. Nous avons effectué des simulations avec un triplement de la variance inconditionnelle. Les résultats obtenus sont similaires à ceux présentés dans le cas du doublement de la variance. Le taux de détection est encore plus faible lorsque b_1 est nul ; il est proche ou égal à 100% lorsque b_1 est plus élevé.

En l'absence d'effet ARCH, la méthode ICSS donne de bons résultats en terme de spécification et de capacité de détection d'un saut de variance. Mais ces résultats sont particulièrement mauvais lorsque les séries présentent de l'hétéroscédasticité conditionnelle. Les résultats obtenus à l'aide de la méthode en deux passes sont à l'opposé de ceux de la méthode ICSS : bonne spécification et bonne capacité de détection en présence d'effets

⁷² Des résultats identiques sont obtenus lorsque des réductions de la variance inconditionnelle sont simulées.

ARCH, détérioration de la capacité de détection en l'absence d'effets ARCH. Notons, tout de même, que dans ce dernier cas la méthode en deux passes reste bien spécifiée.

8.5 La volatilité sur les marchés émergents

Afin de valider les méthodes précédemment exposées et analysées, nous étudions les changements de variance inconditionnelle dans les indices boursiers de marchés émergents. La période d'étude s'étend du 1^{er} janvier 1988 au 1^{er} mai 2001. Notre période d'étude est différente de celle d'Aggarwal, Leal et Inclan (1999), puisque cette dernière s'étend de mai 1985 à avril 1995. Les prix quotidiens de sept indices de marchés émergents exprimés en monnaie local (Argentine, Mexique, Corée du Sud, Malaisie, Philippines, Taiwan, Thaïlande) sont extraits de la banque de données Datastream⁷³. Les indices employés sont constitués par Datastream. Ceci assure une définition identique, mais implique aussi que nous n'étudions pas les marchés brésiliens, chiliens et indiens puisque les dates de début de présence des indices correspondants sont respectivement le 4 juillet 1994, le 3 juillet 1989, le 1^{er} janvier 1990. Pour chaque indice, nous calculons les rentabilités hebdomadaires du mercredi courant au mercredi suivant de manière à éviter l'effet week-end. Si un prix n'est pas valable un mercredi, nous utilisons le prix valable le jour précédent. Les rentabilités mensuelles sont calculées entre les premiers jours de cotation de chaque mois. Pour notre période d'étude, nous disposons de 698 rentabilités hebdomadaires et de 160 rentabilités mensuelles.

Pour chaque indice, nous estimons le modèle GARCH(1,1) suivant sur les rentabilités hebdomadaires :

$$x_t = \mathbf{m} + e_t,$$

$$\text{où } e_t \sim N(0, h_t) \text{ et } h_t = b_0 + b_1 e_{t-1}^2 + b_2 h_{t-1}$$

Les résultats, présentés dans le tableau 8-9, montrent que des effets ARCH existent pour tous les indices comme l'indique la statistique du TR^2 . La persistance estimée varie d'un minimum de 0,73 pour les Philippines à un maximum de 1,04 pour l'Argentine. Les estimations des paramètres b_1 et b_2 sont proches de celles obtenus par Aggarwal, Leal et

⁷³ Nous remercions Dusan Isakov pour l'accès à ces données.

Inclan (1999). Dans un tel cadre, l'algorithme ICSS devrait détecter trop fréquemment des changements de variance inconditionnelle comme l'ont indiqué nos simulations.

Tableau 8-9 : Estimation du modèle GARCH(1,1) sur les rentabilités hebdomadaires des indices boursiers.

	m	b_0	b_1	b_2	TR^2
Argentine	0,41 (1,66)	1,66 (1,50)	0,28 (2,93)	0,76 (25,15)	37,95
Mexique	0,63 (4,50)	1,61 (4,22)	0,08 (2,46)	0,81 (19,15)	15,73
Corée	0,15 (1,01)	0,59 (1,78)	0,11 (3,95)	0,87 (23,97)	27,71
Malaisie	0,36 (3,21)	0,50 (2,83)	0,17 (3,03)	0,80 (17,82)	10,23
Philippines	0,42 (3,18)	4,11 (1,68)	0,15 (2,64)	0,58 (3,55)	6,85
Taiwan	0,19 (1,37)	1,45 (2,22)	0,17 (4,16)	0,77 (14,77)	24,22
Thaïlande	0,36 (2,46)	0,33 (1,54)	0,07 (2,87)	0,92 (31,56)	10,32

Nous comparons le nombre de points de rupture découverts à l'aide de l'algorithme ICSS employé sur les rentabilités hebdomadaires des indices, les rentabilités mensuelles des indices et les rentabilités filtrées des effets ARCH. Le tableau 8-10 résume les résultats obtenus. L'algorithme ICSS sur les rentabilités hebdomadaires surestime de manière importante le nombre de saut de variance. Sur la période de recouvrement avec l'étude d'Aggarwal, Inclan et Leal (1999), nous obtenons des points de rupture très proches. Des différences peuvent exister étant donné que les indices utilisés ne sont pas identiques. Les nombres de points de rupture obtenus à l'aide de la méthode ICSS sur les rentabilités mensuelles et sur les données filtrées sont quasiment identiques. Ils sont plus fréquents lorsque les rentabilités mensuelles sont employées. Ceci peut provenir de problèmes liés à l'agrégation des données comme nous l'avons montré précédemment. Les dates des points de rupture obtenues par la méthode en deux passes sont proches de dates identifiées par l'algorithme ICSS sur rentabilités hebdomadaires. Dans le cas de l'Argentine, cette date est même identique. La plus grande différence est obtenue pour Taiwan où la méthode en deux passes trouve un point de rupture

le 21 août 1991 contre le 13 février 1991 pour l'algorithme ICSS sur rentabilités hebdomadaires.

Tableau 8-10 : Nombre de points de rupture découverts en fonction des différentes méthodes.

	Hebdomadaire	Mensuel	GARCH	Date
Argentine	10	3	1	23.01.91
Mexique	2	1	1	12.04.89
Corée	4	1	1	23.10.96
Malaisie	8	2	1	26.03.97
Philippines	7	0	0	
Taiwan	6	1	1	21.08.91
Thaïlande	4	2	0	

La colonne date indique la date du point de rupture obtenue à l'aide de la méthode en deux passes.

Afin de confirmer nos résultats, nous estimons de nouveau le modèle GARCH précédent. Nous incluons une variable muette (*dum*) dans l'expression de la variance conditionnelle. Cette variable prend la valeur 1 à partir de la date du point de rupture obtenu dans la méthode en deux passes et la valeur 0 avant. Quel que soit le pays considéré, la persistance tend à diminuer avec l'introduction de la variable muette. Cependant, cette réduction de la persistance reste modeste sauf dans le cas de la Corée où elle passe de 0,98 à 0,42. Les ratios de vraisemblance, qui permettent de tester l'apport de la variable muette, sont significatifs au seuil de 5%, sauf pour le Mexique. Par conséquent, l'existence du saut de variance inconditionnelle est confirmée. Le cas du Mexique pose problème puisque le saut de variance détecté n'est apparemment pas confirmé. Ce saut intervient en début de période d'estimation, ce qui peut être la cause de nos problèmes.

Tableau 8-11 : Estimation du modèle GARCH(1,1) sur les rentabilités hebdomadaires des indices boursiers avec des points de rupture.

	b_0	b_1	b_2	dum	Ratio de vraisemblance
Argentine	22,71 (2,01)	0,07 (2,07)	0,86 (18,18)	-21,15 -(1,92)	57,54
Mexique	3,48 (1,68)	0,09 (2,29)	0,78 (12,12)	-1,61 -(0,97)	3,41
Corée	6,41 (3,93)	0,25 (2,29)	0,17 (1,12)	17,72 (4,03)	25,56
Malaisie	0,76 (2,93)	0,22 (3,25)	0,70 (10,94)	1,70 (2,04)	8,68
Taiwan	7,82 (2,83)	0,15 (3,17)	0,72 (8,79)	-5,81 -(2,85)	14,13

Le ratio de vraisemblance permet de tester l'apport de la variable muette. Il est distribué suivant une loi du Chi-deux à un degré de liberté.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré les problèmes liés à un changement durable de la variance inconditionnelle dans le contexte des modélisations GARCH. En particulier, l'emploi de l'algorithme ICSS pour détecter des changements de régime dans la variance inconditionnelle s'avère dangereux, puisque cet algorithme détecte des sauts de variance inexistantes si le processus qui décrit les rentabilités est un processus GARCH. Nous avons étudié l'impact de l'agrégation des rentabilités sur l'algorithme ICSS. Nous avons en particulier montré que la spécification de l'algorithme ICSS s'améliore lorsque les rentabilités sont agrégées et que la kurtose inconditionnelle du processus est définie. Par la suite, nous avons tenté d'introduire une nouvelle méthodologie en deux passes. Cette méthodologie, bien spécifiée, est très puissante lorsque les effets ARCH sont prononcés. Sa capacité de détection des sauts de variance se réduit en l'absence d'effets ARCH. Nous avons enfin validé notre méthodologie en tentant de détecter des points de rupture dans les rentabilités des indices de marchés émergents. L'algorithme ICSS surestime le nombre de sauts de variance lorsque les rentabilités sont calculées sur une fréquence hebdomadaire. En revanche, les résultats obtenus sur des rentabilités mensuelles ou à l'aide de la méthode en deux passes sont très proches.

Ceci remet donc en question les résultats obtenus dans l'étude d'Aggarwal, Inclan et Leal (1999).

Conclusion générale

Au cours de cette thèse, nous nous sommes attaché à dégager une méthodologie générale applicable à l'analyse d'événement. Nous avons présenté lors des premiers chapitres un cadre général qui a pu être modulé selon différents types d'événements. En particulier, les modèles développés sont susceptibles de tenir compte des effets joints sur plusieurs titres, de la régularité éventuelle des événements, du type d'impact sur les paramètres... L'analyse d'événement structurelle a suscité tout particulièrement notre intérêt. Ce type d'analyse s'applique dans le cadre restreint d'événement décidé rationnellement par les dirigeants de la firme. Elle est de ce fait de première importance pour la finance d'entreprise.

L'objectif principal de notre recherche était de prendre en compte des dépendances temporelles des rentabilités boursières au sein des méthodologies d'analyse d'événement. Les dépendances temporelles présentent deux formes différentes. Sur le court terme, les dépendances temporelles sont de type non linéaires et se caractérisent par une variance conditionnelle qui se modifie au cours du temps. Sur une plus longue période, de tels phénomènes tendent à disparaître. Toutefois, d'autres formes de dépendances temporelles se manifestent. Ces dépendances, de type linéaires, portent principalement sur les rentabilités elles-mêmes. C'est ainsi que des phénomènes de continuation ont été mis en évidence à moyen terme (entre douze et vingt quatre mois) et que des effets de renversements ont été perçus sur plus long terme (entre trente six et soixante mois).

Ces dépendances temporelles sont susceptibles d'affecter les résultats des études d'événement. C'est pourquoi, outre la comparaison des méthodes classiques, notre contribution s'est articulée autour de trois axes principaux. Sur le court terme, nous avons défini et validé une nouvelle méthode qui introduit une modélisation ARCH des termes d'erreurs du modèle de marché, norme traditionnelle de l'analyse d'événement. Nous nous sommes également intéressé à la détection des sauts de variance permanents et multiples dans un contexte d'hétéroscédasticité conditionnelle. Enfin, dans le cadre de l'analyse d'événement long terme, nous avons étudié les mesures de performance à l'aide de firmes ou portefeuilles

de contrôle ainsi que la constitution de portefeuilles sur la base des titres qui subissent l'événement.

Notre première contribution s'articule dans le contexte de l'analyse d'événement long terme. Dans un premier temps, nous nous sommes consacré à la modélisation de la norme à l'aide de firmes et portefeuilles de contrôle. Dans ce contexte, Lyon, Barber et Tsai (1999) prétendent que l'appairage des firmes événement avec des firmes de contrôle doit être effectué sur la base du critère croisé taille et *book-to-market*. A l'aide de simulations sur données réelles, nous aboutissons à des résultats identiques avec des critères indépendants d'un quelconque modèle d'évaluation, tels qu'un choix aléatoire des titres ou du suivant dans la base CRSP. Si nos résultats sont bons lorsque les échantillons sont tirés de manière aléatoire, il n'en est rien lorsque les titres de l'échantillon sont tirés conditionnellement à leur performance passée. Nous montrons que, dans ce cas, le critère d'appairage doit être fonction de la performance passée. D'une manière générale, nous recommandons d'effectuer l'appairage sur les critères pour lesquels les titres de l'échantillon et ceux de la population présentent d'importantes différences de répartition. De ce fait, le choix de la norme doit être effectuée en fonction des particularités de l'événement.

Sur le long terme, nous avons aussi étudié la formation de portefeuilles destinés à rendre compte de l'événement. Ces portefeuilles contiennent les titres qui subissent l'événement. Ces titres sont inclus dans la composition du portefeuille à la suite de l'événement et sont éliminés à l'issue de la période souhaitée (entre trois et cinq ans). Déterminer si l'événement a un impact sur le long terme revient à mesurer la performance du portefeuille. Pour ce faire, nous développons une nouvelle mesure, qui utilise les poids des titres dans le portefeuille pour mesurer la performance et qui s'inspire de la statistique de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991). Les simulations montrent que notre méthode est bien spécifiée lorsque les portefeuilles sont équi-répartis au cours et lorsque la composition du portefeuille varie en fonction de la performance passée du marché. Par ailleurs, notre méthode est la plus puissante des méthodologies bien spécifiées. Par conséquent, son usage est fortement conseillé lorsque la performance anormale est mesurée à l'aide de portefeuilles.

Notre deuxième contribution a consisté à introduire et à valider une modélisation ARCH des termes d'erreurs du modèle de marché dans le cadre de l'analyse d'événement. Dans un

premier temps, nous avons montré que les résidus du modèle de marché présentent des effets ARCH. 40% des titres examinés présentent de tels effets. Par ailleurs, ces phénomènes sont robustes aux diverses frictions, telles que la liquidité des titres, les données manquantes, etc. Par conséquent, il est intéressant de modéliser une telle caractéristique. La seconde étape a consisté à définir un modèle de marché dont les résidus sont décrits par un modèle GARCH(1,1). Nous avons défini une statistique de test pour les rentabilités anormales cumulées ainsi que pour les rentabilités anormales obtenues à un horizon de prévision donné. Des simulations sur données fictives (Monte Carlo) et sur données réelles issues de la banque de données du CRSP ont validé notre approche. En particulier, nous montrons que la nouvelle méthode est bien spécifiée, c'est-à-dire qu'elle ne détecte pas d'événement lorsqu'il n'y en a pas. De plus, c'est la meilleure méthode, puisqu'elle détecte les rentabilités anormales plus fréquemment que le test de Boehmer, Poulsen et Musumeci (1991) et le test du signe généralisé de Cowan (1992) qui étaient, jusqu'à ce jour, les tests les plus puissants. La capacité de détection des événements par notre méthode est accrue lorsque les titres présentent des effets ARCH prononcés. Par ailleurs, nous avons examiné différents scénarios où la variance des rentabilités anormales se modifie autour de l'événement. Même si la capacité de détection est amoindrie, notre méthode reste clairement plus puissante que les statistiques paramétriques ou non classiquement employées.

Notons enfin que la nouvelle méthode est très flexible. En effet, dans le contexte d'un modèle de marché avec variables muettes, la modélisation de la variance des résidus peut être effectuée à l'aide d'autres modèles de la famille ARCH. Dans notre étude, nous avons supposé que la loi conditionnelle des résidus était normale. Or, une modélisation GARCH avec une loi conditionnelle de Student décrit mieux les caractéristiques leptokurtiques des rentabilités boursières. D'un point de vue empirique, une telle modification peut s'avérer intéressante.

Notre troisième contribution a consisté à élargir l'horizon de l'analyse d'événement et à étudier les modes de détection des sauts de variances multiples. En effet, des tentatives ont été effectuées afin de relier des sauts de variance détectés à l'aide de l'algorithme ICSS à des événements. Comme nous l'avons fait remarquer, cette démarche pose de nombreux problèmes épistémologiques concernant le lien entre un saut de variance constaté et

l'événement supputé. Nous avons donc évalué les performances de l'algorithme ICSS qui détecte des sauts de variance inconditionnelle dans le cadre de l'hétéroscédasticité conditionnelle. A l'aide de simulations de Monte Carlo et en l'absence de saut de variance inconditionnelle, nous avons montré que l'algorithme ICSS détecte presque sûrement des sauts de variance inconditionnelle en présence d'effets ARCH. Cette technique ne doit donc pas être utilisée si l'on suspecte que les rentabilités présentent des caractéristiques d'hétéroscédasticité conditionnelle. Par ailleurs, nous avons montré que la démarche inverse qui consiste à déterminer l'existence d'hétéroscédasticité conditionnelle posait de graves problèmes lorsque des sauts de variance inconditionnelle étaient présents lors de la période d'étude. Enfin, nous avons proposé une méthode en deux passes qui vise à détecter les sauts de variance inconditionnelle dans un contexte d'hétéroscédasticité conditionnelle. La première passe consiste à estimer le modèle permettant de décrire la dynamique des rentabilités boursières, dans nos simulations un modèle GARCH(1,1), et à standardiser les résidus du modèle par l'écart-type conditionnel obtenu à chaque instant. La seconde passe utilise l'algorithme ICSS sur la série standardisée. Cette méthode est bien spécifiée ; elle est puissante lorsque les rentabilités présentent de l'hétéroscédasticité conditionnelle. Nous avons comparé les deux méthodes en étudiant les sauts de variance des indices de sept marchés émergents. Nous concluons que le nombre de sauts de variance détectés par l'algorithme ICSS est trop important, lorsque des rentabilités hebdomadaires sont employées. Par conséquent, il convient d'utiliser notre méthode en deux passes ou l'algorithme ICSS avec une fréquence mensuelle.

Quelles sont les perspectives de l'analyse d'événement ? En tant que méthode qui facilite l'étude de la valorisation des firmes, son potentiel est très important et fonction des développements de l'analyse d'événement long terme. Mais cet axe n'est pas unique. En effet, comme nous avons pu le voir, les méthodes d'analyse structurelle ont beaucoup progressé. Ces méthodes sont d'ailleurs les seules à tenter de modéliser l'anticipation des événements ainsi que les raisons qui poussent les dirigeants à décider un événement. Dans ce contexte, des modélisations de plus en plus riches sont élaborées. Ces modélisations trop complexes pour être estimées par les techniques traditionnelles ont recours aux méthodes bayésiennes. Il serait vraisemblablement très opportun d'explorer cette direction de manière systématique.

Bibliographie

- Acharya, S., 1988. A generalized econometric model and tests of a signalling hypothesis with two discrete signals. *Journal of Finance* 43, 414-429.
- Acharya, S., 1993. Value of latent information: alternative event study methods. *Journal of Finance* 48, 363-385.
- Aggarwal, R., C. Inclan et R. Leal, 1999. Volatility in emerging stock markets. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 34, 33-55.
- Akgiray, V., 1989. Conditional heteroskedasticity in time series of stock returns: evidence and forecast. *Journal of Business* 62, 55-80.
- Albert, J. et S. Chib, 1993. Bayesian analysis of binary and polychotomous response data. *Journal of the American Statistical Association* 88, 669-679.
- Albert, R. et T. Smaby, 1996. Market Response to Analyst Recommendations in the "Dartboard" Column: The Information and Price-Pressure Effects. *Review of Financial Economics* 5, 59-74.
- Ashley, J., 1962. Stock prices and changes in earnings and dividends: some empirical results. *Journal of Political Economy*, 82-85.
- Bacmann, J:F. et M. Dubois, 1998. Contrarian strategies and cross-autocorrelations in stock returns: evidence from France. Working Paper, Université de Neuchâtel.
- Bacmann, J:F. et M. Dubois, 2000. La performance des stratégies contraires et momentum sur le marché suisse. *Finanzmarkt und Portfolio Management* 14, 252-266.
- Bacmann, J.F., M. Dubois et C. Ertur, 1999. Valuation effects of listing on a forward stock market: evidence from the french stock market. Working Paper, Université de Neuchâtel.
- Bacmann, J.F., M. Dubois et D. Isakov, 2001. Industries, business cycle and profitability of momentum strategies : an international perspective. Working Paper, Université de Neuchâtel.
- Baillie, R. et T. Bollerslev, 1992. Prediction in dynamic models with time-dependent conditional variances. *Journal of Econometrics* 52, 91-113.
- Ball, C. et W. Torous, 1983. A simplified jump process for common stock returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 18, 53-65.
- Ball, C. et W. Torous, 1988. Investigating security-price performance in the presence of event-day uncertainty. *Journal of Financial Economics* 22, 123-154.

- Ball, R. et P. Brown, 1968. An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of Accounting Research*, 159-178.
- Banz, R., 1981. The relationship between returns and market value of common stocks. *Journal of Financial Economics* 9, 3-18.
- Barber, B. et J. Lyon, 1997. Detecting long-run abnormal stock returns: the empirical power and specification of test-statistics. *Journal of Financial Economics* 43, 341-372.
- Barberis, N., A. Schleifer et R. Vishny, 1998. A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics* 49, 307-343.
- Barker, C., 1956. Effective stock splits. *Harvard Business Review* 34, 101-106.
- Barker, C., 1957. Stock splits in bull market. *Harvard Business Review* 35, 72-79.
- Barker, C., 1958. Evaluation of Stock dividends. *Harvard Business Review* 36, 99-114.
- Beneish, M. et R. Whaley, 1996. An Anatomy of the "S & P Game": The Effects of Changing the Rules. *Journal of Finance* 51, 1909-1930.
- Bera, A.K., E. Bunnys et H. Park, 1988. Conditional heteroscedasticity in the market model and efficient estimates of betas. *Financial Review* 23, 201-214.
- Bera, A.K. et M.L. Higgins, 1993. ARCH models: properties, estimation and testing. *Journal of Economic Surveys* 7, 305-362.
- Berkman, H. et V. Eleswarapu, 1998. Short-term traders and liquidity: a test using Bombay Stock Exchange data. *Journal of Financial Economics* 47, 339-355.
- Bernard, V., 1987. Cross-sectional dependence and problems in inference in market-based accounting research., *Journal of Accounting Research* 25, 1-48.
- Bernardo, J. et A. Smith, 1995. *Bayesian theory*. Wiley (Chichester).
- Berndt, E.K., B.H. Hall, R.E. Hall et J.A. Hausman, 1974. Estimation and inference in nonlinear structural models. *Annals of Economic and Social Measurement* 3/4, 653-665.
- Bernstein, P., 1995. *Des idées capitales :les origines improbables du Wall Street moderne*. Presses Universitaires de France (Paris).
- Bhattacharya U., H. Daouk, B. Jorgenson et C.H. Kehr, 2000. When an event is not an event : the curious case of an emerging market. *Journal of Financial Economics* 55, 69-102.
- Binder, J.,1985a. On the use of the multivariate regression model in event studies. *Journal of Accounting Research* 23, 370-383.

- Binder, J., 1985b. Measuring the effects of regulation with stock price data. *Rand Journal of Economics* 16, 167-183.
- Binder, J., 1998. The event study methodology since 1969. *Review of Quantitative Finance and Accounting* 11, 111-137.
- Black, F. et M. Scholes, 1973. The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy* 81, 637-654.
- Boehmer, E., J. Musumeci et A. Poulsen, 1991. Event study methodology under conditions of event-induced variance. *Journal of Financial Economics* 30, 253-272.
- Bollerslev, T., 1986. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* 31, 307-327.
- Bollerslev, T., R. Chou et K. Kroner, 1992. ARCH modeling in finance: a review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics* 52, 5-59.
- Bollerslev, T., R. Engle, et D. Nelson, 1994. ARCH models. In: Engle, R., McFadden, D., *Handbook of Econometrics* 4, North Holland, Amsterdam, 2961-3038.
- Borokhovich, K., R. Bricker, et B. Simkins, 1999. Financial Management's Success as an academic journal. *Financial Management* 28, 76-82.
- Bosq, D. et J.P. Lecoultré, 1987. Théorie de l'estimation fonctionnelle. *Economica* (Paris).
- Bradford, B. et D. Robinson, 1998. Abnormal Returns, Risk, and Financial Statement Data: The Case of the Iraqi Invasion of Kuwait. *Journal of Economics and Business* 49, 193-204.
- Brav, A., 2000. Inference in long-horizon event studies: a bayesian approach with application to initial public offerings. *Journal of Finance* 55, 1979-2016.
- Brav, A., C. Geczy et P. Gompers, 2000. Is the abnormal return following equity issuances anomalous?. *Journal of Financial Economics* 56, 209-250.
- Brav, A. et J.B. Heaton, 2000. Competing theories of financial anomalies. Working Paper, Duke University.
- Brock, W., J. Lakonishok et B. LeBaron, 1992. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *Journal of Finance* 47, 1731-1764.
- Brockett, P.L., H.M. Chen et J.R. Garven, 1994. Event study methodology: a new and stochastically flexible approach. Working paper (University of Texas).
- Brown, R., J. Durbin et J. Evans, 1975. Techniques for testing the constancy of regression relationships over time. *Journal of the Royal Statistical Society, B* 37, 149-192.

Brown, S. et J. Warner, 1980. Measuring security price performance. *Journal of Financial Economics* 8, 205-258.

Brown, S. et J. Warner, 1985. Using daily stock returns: the case of event studies. *Journal of Financial Economics* 14, 3-31.

Brown, S. et M. Weinstein, 1985. Derived factors in event studies. *Journal of Financial Economics* 14, 491-495.

Butler, R. et C. Frost, 1992. An analysis of “exactly distributed” test statistics for multivariate event tests. *Review of Quantitative Finance and Accounting* 2, 327-341.

Campbell, C. et C. Wasley, 1993. Measuring security performance using daily NASDAQ returns. *Journal of Financial Economics* 33, 73-92.

Campbell, J.Y. et L. Hentschel, 1992. No news is good news: an asymmetric model of changing volatility in stock returns. *Journal of Financial Economics* 31, 281-318.

Campbell, J. Y., A. W. Lo et A. C. MacKinlay, 1997. *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton, New Jersey : Princeton University Press.

Canina, L., R. Michaely, R. Thaler et K. Womack, 1998. Caveat Compounder : a warning about using the daily CRSP equal-weighted index to compute long-run excess returns. *Journal of Finance* 53, 403-416.

Caramanolis, B., L. Gardiol, R. Gibson, et N. Tuchschnid, 1999. Are investors sensitive to the quality and the disclosure of financial statements?, Working Paper, Ecole des HEC, Lausanne.

Carhart, M., 1997. On persistence in mutual fund performance. *Journal of Finance* 52, 57-82.

Chan, L., N. Jegadeesh et J. Lakonishok, 1996. Momentum strategies. *Journal of Finance* 51, 1681-1713.

Chandra, R. et B. Balachandran, 1992. More powerful portfolio approaches to regressing abnormal returns on firm-specific variables for cross-sectional studies. *Journal of Finance* 47, 2055-2070.

Chari, V., R. Jagannathan et A. Ofer, 1988. Seasonalities on security returns: the case of earnings announcements. *Journal of Financial Economics* 21, 101-122.

Chauvin, K. et J. Guthrie, 1994. Labor Market Reputation and the Value of the Firm. *Managerial and Decision Economics* 15, 543-552.

Chib, S. et E. Greenberg, 1996. Markov chain Monte Carlo simulation methods in econometrics. *Econometric Theory* 12, 409-431.

Chib, S. et B. Hamilton, 2000. Bayesian analysis of cross-section and clustered data treatment models. *Journal of Econometrics* 97, 25-50.

Chopra, N., J. Lakonishok et J. Ritter, 1992. Measuring abnormal performance: do stocks overreact?. *Journal of Financial Economics* 31, 235-268.

Chordia, T. et L. Shivakumar, 2000. Momentum, business cycle and time-varying expected returns. Working Paper, Emory University and London Business School.

Chou, P.H., 1998. Bootstrap tests for multivariate event studies. Working Paper, National Central University Chung Li.

Christie, A., 1987. On cross-sectional analysis in accounting research. *Journal of Accounting and Economics* 9, 231-258.

Cohen, K., G. Hawawini, S. Maier, R. Schwartz et D. Whitcomb, 1983. Frictions in the trading process and the estimation of the systematic risk. *Journal of Financial Economics* 12, 263-278.

Collins, D. et W. Dent, 1984. A comparison of alternative testing methodologies used in capital market research. *Journal of Accounting Research* 22, 48-84.

Conrad, J. et G. Kaul, 1998. An anatomy of trading strategies. *Review of Financial Studies* 11, 489-520.

Conroy, R., R. Harris, et B. Benet, 1990. The effects of stock splits on bid-ask spreads. *Journal of Finance* 45, 1285-1295.

Corhay A. et A Tourani Rad, 1996. Conditional heteroskedasticity adjusted market model and an event study. *Quarterly Review of Economics and Finance* 36, 529-538.

Corrado, C., 1989. A nonparametric test for abnormal security-price performance in event studies. *Journal of Financial Economics* 23, 385-395.

Corrado, C., 1993. Testing for abnormal security-price performance under conditions of event-period uncertainty. *Review of Quantative Finance and Accounting* 3, 127-148.

Corrado, C. et T. Zivney, 1992. The specification and power of the sign test in event study hypothesis tests using daily stock returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 27, 465-478.

- Cowan, A.R., 1992. Nonparametric event study tests. *Review of Quantitative Finance and Accounting* 2, 343-358.
- Cowan A. et A. Sergeant, 1996. Trading frequency and event study test specification. *Journal of Banking and Finance* 20, 1731-1757.
- Cowan, A. et A. Sergeant, 1999. Interacting biases, non-normal return distributions and the performance of tests for long-horizon event studies. Working Paper, Iowa State University.
- Cowles A., 1933. Can stock market forecasters forecast. *Econometrica* 1, 309-324.
- Daniel, K., M. Grinblatt, S. Titman et R. Wermers, 1997. Measuring mutual fund performance with characteristic-based benchmarks. *Journal of Finance* 52, 1035-1058.
- Daniel, K., D. Hirshleifer et A. Subrahmanyam, 1998. Investor psychology and security market under- and overreactions. *Journal of Finance* 53, 1839-1885.
- Daniel, K. et S. Titman, 1997. Evidence on the characteristics of cross-sectional variation in stocks returns, *Journal of Finance* 52, 1-33.
- De Jong, F., A. Kemna et T. Kloek, 1992. A contribution to event study methodology with an application to the Dutch stock market. *Journal of Banking and Finance* 16, 11-36.
- De Jong, P. et R. Thompson, 1990. Testing linear hypotheses in the framework with identical explanatory variables. *Research in Finance* 8, 59-76.
- De Luna, X., 1997. Prediction intervals for non-linear time series models. Working paper (University College London).
- DeBondt, W. et R. Thaler, 1985. Does the stock market overreact?. *Journal of Finance* 40, 793-805.
- Dempster, A., N. Laird et D. Rubin, 1977. Maximum likelihood estimation from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society* 39, 1-38.
- Denis, D.J. et G.B. Kadlec, 1994. Corporate events, trading activity and the estimation of systematic risk: evidence from equity offerings and share repurchases. *Journal of Finance* 49, 1787-1811.
- Dharan B. G. et D. Ikenberry, 1995. The long run negative drift of post-listing stock returns. *Journal of Finance* 50, 1547-1574.
- Dimson, E., 1979. Risk measurement when shares are subject to infrequent trading. *Journal of Financial Economics* 7, 197-226.

Dimson, E. et P. Marsh, 1986. Event study methodologies and the size effect: the case of UK press recommendations. *Journal of Financial Economics* 17, 113-142.

Donders, M., R. Kouwenberg, et T. Vorst, 2000. Options and earnings announcements: an empirical study of volatility, trading volume, open interest and liquidity. *European Financial Management* 6, 149-171.

Donders M. et T. Vorst. 1996, The impact of firm-specific news on implied volatilities. *Journal of Banking and Finance* 20, 1447-1462.

Dravid, A., 1987. A note on the behavior of stock returns around ex-dates of stock distributions. *Journal of Finance* 42, 163-168.

Drost, F.C. et T.E. Nijman, 1993. Temporal aggregation of GARCH processes. *Econometrica* 61, 909-927.

Dubois, M., 1994. Le comportement des cours boursiers: une revue de la littérature. *Papier de recherche, Université de Neuchâtel.*

Dubois, M. et P. Jeanneret, 1999. The long-run performance of SEO with rights: evidence from the Swiss market. *Working Paper, Université de Neuchâtel.*

Dyckman, T., D. Philbrick et J. Stephan, 1984. A comparison of event study methodologies using daily stocks returns: a simulation approach. *Journal of Accounting Research* 22, 1-30.

Eckbo, E., V. Maksimovic et J. Williams, 1990. Consistent estimation of cross-sectional models in event studies. *Review of Financial Studies* 3, 343-365.

Eckbo, E., R. Masulis et O. Norli, 2000. Seasoned public offerings : resolution of the 'new issues puzzle'. *Journal of Financial Economics* 56, 251-292.

Eckbo E. et D. Smith, 1998. The conditional performance of insider trades. *Journal of Finance* 53, 467-498.

Eckbo, E. et K. Thorburn, 2000. Gains to Bidder Firms Revisited: Domestic and Foreign Acquisitions in Canada. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 35, 1-25.

Edelman, R. et K. Baker, 1996. The Impact of Implementing the Airline Deregulation Act on Stock Returns. *Journal of Economics and Finance* 20, 79-99.

Edmister, R., A. Graham et W. Pirie, 1994. Excess returns of index replacement stocks: evidence of liquidity and substitutability. *Journal of Financial Research* 17, 333-346.

Edwards, W., 1968. Conservatism in human information processing. In: Kleinmütz, B. (Ed.). *Formal representation of human judgement.* Wiley, New York.

Efron B. et R. Tibshirani, 1993. An introduction to the bootstrap. Chapman and Hall, New York.

Ellison, S. et W. Mullin, 1995. Economics and Politics: The Case of Sugar Tariff Reform. *Journal of Law and Economics* 38, 335-366.

Engle, R., 1982. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica* 50, 987-1008.

Engle, R. et V. Ng, 1993. Measuring and testing the impact of news on volatility. *Journal of Finance* 48, 1749-1778.

Engle, R., V. Ng et M. Rothschild, 1992. A multi-dynamic-factor model for stock returns. *Journal of Econometrics* 52, 245-266.

Etebari, A., J. Horrigan et J. Landwehr, 1987. To be or not to be: reaction of stock returns to sudden deaths of corporate chief executive officers. *Journal of Business Finance and Accounting* 14, 255-278.

Fama E., 1965. The behavior of stock-market prices. *Journal of Business* 58, 34-105.

Fama E., 1970. Efficient capital markets : a review of theory and empirical work. *Journal of Finance* 25, 383-420.

Fama, E., 1991. Efficient capital markets: II. *Journal of Finance* 46, 1575-1617.

Fama, E., 1998. Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics* 49, 283-306.

Fama, E., L. Fisher, M. Jensen et R. Roll, 1969. The adjustment of stock prices to new information. *International Economic Review* 10, 1-21.

Fama, E. et K. French, 1992. The cross-section of expected returns. *Journal of Finance* 47, 427-465.

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

Fama, E. et J.D. MacBeth, 1973. Risk, return, and equilibrium : empirical tests. *Journal of Political Economy*, May/June, 607-636.

Ferson W.E. et C.R. Harvey, 1991. The variation of economic risk premiums. *Journal of Political Economy* 99, 385-415.

Ferson W.E. et C.R. Harvey, 1998. Fundamental determinants of national equity market returns : a perspective on conditional asset pricing. *Journal of Banking and Finance* 21, 1625-1665.

Ferson, W.E. et R.A. Korajczyk, 1995. Do arbitrage pricing models explain the predictability of stocks returns ?. *Journal of Business* 68, 309-349.

Ferson, W.E., E. Sarkissian et T. Simin, 1999. The alpha factor asset pricing model: a parable. *Journal of Financial Markets* 2, 49-68.

Ferson, W.E. et R.W. Schadt, 1996. Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions. *Journal of Finance*, 425-461.

Fowler, D.J. et C.H. Rorke, 1983. Risk measurement when shares are subject to infrequent trading. *Journal of Financial Economics* 12, 279-283.

Franses P.H. et D. van Dijk, 1997. Do we often find ARCH because of neglected outliers. Working Paper, <http://www.ssrn.com>

French, K. et R. Roll, 1986. Stock return variances: the arrival of information and the reaction of traders. *Journal of Financial Economics* 17, 5-26.

Fried, D. et D. Givoly, 1982. Financial analysts' forecasts of earnings: a better surrogate for market expectations. *Journal of Financial Economics*, 85-107.

Froot, K., 1989. Consistent covariance matrix estimation with cross-sectional dependence and heteroskedasticity in financial data. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 24, 333-355.

Gajewski, J.F. et E Ginglinger, 1998. Seasoned equity issues in a closely held market : evidence from France. Working paper, ESA Université Pierre Mendès-France.

Gelfand, A. et A. Smith, 1990. Sampling-based approaches to calculating marginal densities. *Journal of the American Statistical Association* 85, 398-409.

Gelman, A., J. Carlin, H. Stern et D. Rubin. Bayesian data analysis. Chapman and Hall.

Geweke, J., 1986. Modelling the persistence of conditional variances: comment. *Econometric Review* 5, 57-61.

Ghysels, E., A. Harvey et E. Renault, 1995. Stochastic volatility. in: Maddala, G., Rao, C.R. (Eds), *Handbook of Statistics 14: statistical methods in Finance*, North Holland, Amsterdam, 119-192.

- Giaccotto, C. et J.M. Sfiridis, 1996. Hypothesis testing in event studies: the case of variance changes. *Journal of Economics and Business* 48, 349-370.
- Glascok, J.L., G.V. Henderson, D.T. Officer et V. Shah, 1991. Examining the sensitivity of the standardized cumulative prediction error as an event study test statistic. *Journal of Economics and Business* 43, 49-57.
- Glosten, L.R., R. Jagannathan et D.E. Runkle, 1993. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance* 48, 1779-1801.
- Gouriéroux, C., 1992. Modèles ARCH et applications financières. *Economica* (Paris).
- Gouriéroux, C. et A. Monfort, 1990. Séries temporelles et modèles dynamiques. *Economica* (Paris).
- Gouriéroux, C. et A. Monfort, 1992. Qualitative threshold ARCH models. *Journal of Econometrics* 52, 159-199.
- Gouriéroux, C., A. Montfort et A. Trognon, 1984. Pseudo maximum likelihood methods: theory. *Econometrica* 52, 681-700.
- Greene, W., 1993. *Econometric Analysis*. MacMillan (New-York).
- Grinblatt, M. et S. Titman, 1993. Performance measurement without benchmarks : an examination of mutual fund returns. *Journal of Business* 66, 47-68.
- Gunthorpe, D. et H. Levy, 1994. Abnormal expected utility and event study abnormal returns. *Economics Letters* 44, 175-180.
- Guo, L. et T. Mech, 2000. Conditional event studies, anticipation and asymmetric information : the case of seasoned equity issues and pre-issue information releases. *Journal of Empirical Finance* 7, 113-141.
- Hachette, I. et H.M. Mai, 1991. Le traitement des données manquantes pour la recherche en finance : le cas de la base de données AFFI-SBF. *Cahier de recherche du CEREG*.
- Hajek, J. et Z. Sidak, 1967. *Theory of rank tests*. Academic Press (New York).
- Harris, L. et E. Gurel, 1986. Price and volume effects associated with changes in the S&P 500 list : new evidence for the existence of price pressures. *Journal of Finance* 41, 815-829.
- Healy, P. et K. Palepu, 1988. Earnings information conveyed by dividend initiations and omissions. *Journal of Financial Economics* 21, 149-176.
- Heckman, J., 1979. Sample selection bias as a specification error. *Econometrica* 47, 153-161.

Heinkel, R. et A. Kraus, 1988. Measuring event impacts in thinly traded stocks. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 23, 71-88.

Heynen, R., A. Kemna et T. Vorst, 1994. Analysis of the term structure of implied volatilities. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 29, 31-56.

Higgins, M. et A. Bera, 1992. A class of nonlinear ARCH models. *International Economic Review* 33, 137-158.

Hilliard, J. et R. Savickas, 2000a. On Stochastic volatility and more powerful parametric tests of event effects on unsystematic returns. Working Paper, University of Georgia.

Hilliard, J. et R. Savickas, 2000b. On the statistical significance of event effects on unsystematic volatility. Working Paper, University of Georgia.

Hong, H. et J. Stein, 1999. A unified theory of underreaction, momentum trading and overreaction in asset markets. *Journal of Finance* 54, 2143-2184.

Hsieh, D., 1991. Chaos and nonlinear dynamics: application to financial markets. *Journal of Finance* 46, 1839-1877.

Hull, J. et A. White, 1987. The pricing of options on assets with stochastic volatilities. *Journal of Finance* 42, 281-300.

Ibbotson, R., 1975. Price performance of common stock new issues. *Journal of Financial Economics* 2, 235-272.

Ikenberry, D., J. Lakonishok et T. Vermaelen, 1995. Market underreaction to open market share repurchases. *Journal of Financial Economics* 39, 181-208.

Inclan, C. et G. Tiao, 1994. Use of cumulative sums of square for retrospective detection of changes of variance. *Journal of the American Statistical Association* 89, 913-923.

Indor D.C. et W.Y. Lee, 1997. Biases in arithmetic and geometric averages as estimates of long-run expected returns and risk premia. *Financial Management* 26, 81-90.

Ingram, M. et V. Ingram, 1993. Consistent estimation of residual variance in regulatory event studies. *Journal of Financial Research* 16, 151-160.

Isakov, D. et C. Pérignon, 2000. Evolution of market uncertainty around earnings announcements. *Journal of Banking and Finance*, Forthcoming.

Jaffe, J.F., 1974. Special information and insider trading. *Journal of Business* 47, 410-428.

Jain, P.C., 1986. Analyses of the distribution of security market model prediction errors for daily returns data. *Journal of Accounting Research* 24, 76-98.

Jarrow, R. et E. Rosenfeld, 1984. Jump risk and the intertemporal capital asset pricing model. *Journal of Business* 57, 337-351.

Jayanti, S. et G. Booth, 1992. Latin American debt moratoria and the british banks: the stock market response. *Rivista Internazionale di Scienze Economiche e Commerciali* 39, 849-863.

Jeanneret, P., 2000. Use of the proceeds and long-term performance of French seo firms. Working Paper, Université de Neuchâtel.

Jegadeesh, N., 2000. Long-term performance of seasoned equity offerings: benchmark errors and biases in expectations. *Financial Management* 29, 5-30.

Jegadeesh, N. et S. Titman, 1993. Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency. *Journal of Finance* 48, 65-91.

Jegadeesh, N. et S. Titman, 1995. Overreaction, delayed reaction and contrarian profits. *Review of Financial Studies* 8, 973-993.

Jegadeesh, N. et S. Titman, 2001. Profitability of momentum strategies: an evaluation of alternative explanations. *Journal of Finance*, Forthcoming.

Jensen, M., 1968. The performance of mutual funds in the period 1845-1964. *Journal of Finance* 23, 389-416.

Jensen, M. et W. Meckling, 1976. Theory of the firm: managerial behaviour agency costs and capital structure. *Journal of Financial Economics* 3, 305-360.

Jensen, M., 1986. Agency costs of free cash flow: corporate finance and takeovers. *American Economic Review* 76, 323-329.

Jorion, P., 1988. On jump process in the foreign exchange and stock markets. *Review of Financial Studies* 1, 427-445.

Kahneman, D. et A. Tversky, 1982. Intuitive predictions: biases and corrective procedures. Reprinted in Kahneman, Slovic et Tversky. *Judgement under uncertainty: heuristics and biases*. Cambridge University Press (Cambridge).

Karafiath, I., 1988. Using dummy variables in the event methodology. *Financial Review* 23, 351-357.

Karafiath, I., 1994. On the efficiency of least squares regression with security abnormal returns as the dependent variable. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 29, 279-300.

Karafiath, I., R. Mynatt et K.L. Smith, 1991. The Brazilian default announcement and the contagion effect hypothesis. *Journal of Banking and Finance* 15, 699-716.

- Karafiath I. et D. Spencer, 1991. Statistical inference in multiperiod event studies. *Review of Quantitative Finance and Accounting* 1, 353-371.
- Karpoff J., 1987. The relation between price changes and trading volume : a survey. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 22, 109-126.
- Klein, A., et J. Rosenfeld, 1987. The influence of market conditions on event-study residuals. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 22, 345-351.
- Kloek, T. et R. Van Dijk, 1996. Inference in event studies: new test statistics. Working paper ,Erasmus University.
- Koski, J., 1998. Measurement effects and the variance of returns after stock splits and stock dividends. *Review of Financial Studies* 11, 143-162.
- Kothari, S. et J. Warner, 1997. Measuring long-horizon security price performance. *Journal of Financial Economics* 43, 301-339.
- Kothari, S. et J. Warner, 2001. Evaluating mutual fund performance, *Journal of Finance*, Forthcoming.
- Kryzanowski, L. et H. Zhang, 1991. Valuation effects of Canadian stock-split announcements. *Economics Letters* 36, 317-322.
- Kryzanowski, L. et H. Zhang, 1993. Market Behaviour around Canadian stock-split ex-dates. *Journal of Empirical Finance* 1, 57-81.
- Kyle A., 1985. Continuous auctions and insider trading. *Econometrica* 53, 1315-1335.
- Lamb, R., 1998. An Examination of Market Efficiency around Hurricanes. *Financial Review* 33, 163-172.
- Lamoureux, C.G. et W.D. Lastrapes, 1990. Heteroskedasticity in stock return data: volume versus GARCH effects. *Journal of Finance* 45, 221-229.
- Lamoureux, C.G. et W.D. Lastrapes, 1990. Persistence in variance, structural change and the GARCH model. *Journal of Business and Economic Statistics* 8, 225-234.
- Lamoureux, C.G. et W.D. Lastrapes, 1994. Endogenous trading volume and momentum in stock-return volatility. *Journal of Business and Economic Statistics* 12, 253-260.
- Lanen, W., et R. Thompson, 1988. Stock price reactions as surrogates for the net cash flow effects of corporate policy decisions in cross-sectional studies. *Journal of Accounting Economics* 10, 311-334.

- Lee, J., 1991. A Lagrange multiplier test for GARCH models, *Economics Letters* 37, 265-271.
- Lehmann, B., 1990. Fads, martingales and market efficiency, *Quarterly Journal of Economics* 105, 1-28.
- Lesmond, D., J. Ogden et C. Trzcinka, 1999. A new estimate of transaction costs. *Review of Financial Studies* 12, 1113-1141.
- Li, K., 1998. Bayesian inference in a simultaneous equation model with limited dependent variables. *Journal of Econometrics* 85, 387-400.
- Li, K. et W. McNally, 1999a. Information signaling or agency conflicts: what explains canadian open market share repurchases?. Working paper, University of British Columbia.
- Li, K. et W. McNally, 1999b. Open market versus tender offer share repurchases: a conditional event study. Working paper, University of British Columbia.
- Lintner, J., 1965. The valuation of risky assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics* 47, 13-37.
- Lo, A. et C. MacKinlay, 1990. When are contrarian profits due to stock market overreaction? *Review of Financial Studies* 3, 175-205.
- Loughran, T. et J. Ritter, 1995. The new issues puzzle. *Journal of Finance* 50, 23-51.
- Loughran, T. et J. Ritter, 2000. Uniformly least powerful tests of market efficiency. *Journal of Financial Economics* 55, 361-390.
- Louvet, P. et O. Taramasco, 1993. Analyse descriptive de la dépendance sérielle sur les rentabilités boursières. *Finance* 14, 67-94.
- Lynch, A. et R. Mendenhall, 1997. New evidence on stock price pressure effects associated with changes in the S&P500 index. *Journal of Business* 70, 351-383.
- Lyon, J., B. Barber et C. Tsai, 1999. Improved methods for tests of long-run abnormal stock returns. *Journal of Finance* 54, 165-202.
- Mac Donald, B., 1987. Event studies and systems methods: some additional evidence. *Journal of Financial and Quantative Analysis* 22, 495-504.
- Maddala, G., 1991. *Limited-dependent and qualitative variables in econometrics*. Cambridge University Press.
- Maddala, G., 1996. Applications of limited dependent variable models in finance. In Maddala et Rao. *Handbook of Statistics* 14. North Holland (Amsterdam).

Malatesta, P., 1986. Measuring abnormal performance: the event parameter approach using generalized least square. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 21, 27-38.

Malatesta, P., et R. Thompson, 1985. Partially anticipated events: a model of stock price reactions with an application to corporate acquisitions. *Journal of Financial Economics* 14, 237-250.

Mandelbrot, B., 1963. The variation of certain speculative prices. *Journal of Business* 36, 394-419.

Mandelker, G., 1974. Risk and return: the case of merging firms. *Journal of Financial Economics* 1, 303-335.

Maynes, E. et J. Rumsey, 1993. Conducting event studies with thinly traded stocks. *Journal of Banking and Finance* 17, 145-157.

McWilliams, T.P. et V.B. McWilliams, 1994. Significance plots for event studies: an exploratory and sensitivity analysis tool. *Advances in Investment Analysis and Portfolio Management* 2, 173-187.

Mech, T., 1993. Portfolio return autocorrelation. *Journal of Financial Economics* 34, 307-344.

Merton, R., 1973a. An intertemporal capital asset pricing model. *Econometrica* 41, 867-887.

Merton, R., 1973b. Rational theory of option pricing. *Bell Journal of Economics and Management Science* 4, 141-183.

Michaely, R., R. Thaler et K. Womack, 1995. Price Reactions to Dividend Initiations and Omissions: Overreaction or Drift?. *Journal-of-Finance* 50, 573-608.

Michaely, R. et J. Vila, 1995. Investors' heterogeneity, prices and volume around the ex-dividend day, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 30, 171-198.

Mitchell, M. et E. Stafford, 2000. Managerial decisions and long-term stock price performance. *Journal of Business* 73, 287-320.

Modigliani, F. et M. Miller, 1958. The costs of capital, corporate finance, and the theory of investment. *American Economic Review* 48, 261-297.

Morrison, D.F., 1976. *Multivariate statistical methods*. McGraw-Hill (New-York).

Mossin, J., 1966. Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica* 35, 768-783.

Myers, P. et A. Bakay, 1948. Influence of stock split-ups on market price. *Harvard Business Review*, 251-265.

Myers, S., 1984. The capital structure puzzle. *Journal of Finance*, 575-592.

- Myers, S. et N. Majluf, 1984. Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have. *Journal of Financial Economics* 13, 187-222.
- Nelson, D., 1991. Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica* 59, 347-370.
- Newey W.K. et K.D. West, 1987. A simple definite semi-positive, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica* 55, 703-708.
- Nijman, T. et E. Sentana, 1996. Marginalization and contemporaneous aggregation in multivariate GARCH processes. *Journal of Econometrics* 71, 71-87.
- Nimalendran, M., 1994. Estimating the effects of information surprises and trading on stock returns using a mixed jump-diffusion model, *Review of Financial Studies* 7, 451-473.
- Odean, T., 1998. Are investors reluctant to realize their losses?. *Journal of Finance* 53, 1775-1798.
- Ohlson, J. et S. Penman, 1985. Volatility increases subsequent to stock splits: an empirical aberration. *Journal of Financial Economics* 14, 251-266.
- Pagan, A., 1996. The econometrics of financial markets. *Journal Of Empirical Finance* 3, 15-102
- Palm, F., 1995. GARCH models of volatility. in: Maddala, G., Rao, C.R. (Eds), *Handbook of Statistics 14: statistical methods in Finance*, North Holland, Amsterdam, 209-240.
- Parks, R. et W. Teets, 1992. A simulation investigation of seemingly unrelated regression as used in accounting information event studies. Working paper, Washington University.
- Patell, J., 1976. Corporate forecasts of earnings per share and stock price behaviour: empirical tests. *Journal of Accounting Research* 14, 246-276.
- Peterson, P., 1989. Event studies: a review of issues and methodology. *Quarterly Journal of Business and Economics* 28, 36-66.
- Pilotte, E. et T. Manuel, 1996. The market's response to recurring events, *Journal of Financial Economics* 41, 111-127.
- Politis D., J. Romano et M. Wolf, 1997. Subsampling for heteroskedastic time series. *Journal of Econometrics* 81, 281-317.
- Posnikoff, J., 1997. Disinvestment from South Africa: They Did Well by Doing Good. *Contemporary Economic Policy* 15, 76-86.

Prabhala, N.R., 1997. Conditional Methods in event studies and an equilibrium justification for standard event-study procedures. *Review of Financial Studies* 10, 1-38.

Press, S., 1967. A compound events model for security prices. *Journal of Business* 40, 317-335.

Press, S., 1972. *Applied multivariate analysis*. Holt Rinehart and Winston (New York).

Rao, C.R., 1973. *Linear statistical inference and its applications*. John Wiley & Sons (New York).

Ritter, J., 1991. The long-term performance of initial public offerings. *Journal of Finance* 46, 3-27.

Ross, S., 1976. The arbitrage theory of capital asset pricing, *Journal of Economic Theory* 13, 341-360.

Ross, S., 1989. Information and volatility: the no-arbitrage martingale approach to timing and resolution irrelevancy. *Journal of Finance* 44, 1-17.

Salinger, M., 1992. Standard errors in event studies. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 27, 39-53.

Salinger, M., 1993. Value event studies. *Review of Economics and Statistics* 74, 671-677.

Schipper, K. et R. Thompson, 1983. The impact of merger-related regulations on the shareholders of acquiring firms. *Journal of Accounting Research* 21, 184-221.

Schipper, K. et R. Thompson, 1985. The impact of merger-related regulations using exact distributions of test statistics. *Journal of Accounting Research* 23, 408-415.

Scholes, M. et J. Williams, 1977. Estimating betas from nonsynchronous data. *Journal of Financial Economics* 5, 309-327.

Schwert, W. et P. Seguin, 1990. Heteroskedasticity in stock returns. *Journal of Finance* 45, 1129-1154.

Scruggs, J, 2000. Estimating cross-sectional market response to endogenous events: an application of bayesian treatment model methodology. Working paper, Washington University in St Louis.

Sefcik, S. et R. Thompson, 1986. An approach to statistical inference in cross-sectional models with security abnormal returns as dependent variable. *Journal of Accounting Research* 24, 316-334.

- Sentana, E., 1991. Quadratic ARCH models: a potential re-interpretation of ARCH models. Working Paper, London School of Economics.
- Sharpe, W., 1964. Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance* 19, 425-442.
- Sheikh, A.M., 1989. Stock splits, volatility increases, and implied volatilities. *Journal of Finance* 44, 1361-1372.
- Song, M. et R. Walking, 2000. Abnormal returns to rivals of acquisition targets : a test of the 'acquisition probability hypothesis'. *Journal of Financial Economics* 55, 143-172.
- Spies, D.K. et J. Affleck-Graves, 1995. Underperformance in long run stock returns following seasoned equity offerings. *Journal of Financial Economics* 38, 243-267.
- Strong, N., 1992. Modelling abnormal returns: a review article. *Journal of Business Finance and Accounting* 19, 533-553.
- Sweeney, R., 1991. Levels of significance in event studies. *Review of quantitative finance and accounting* 1, 373-382.
- Tanner, M., 1993. Tools for statistical inference. Springer-Verlag.
- Teräsvirta, T., 1996. Two stylized facts and the GARCH(1,1) model, Working Paper, Stockholm School of Economics.
- Thompson, R., 1985. Conditioning the return-generating process on firm-specific events: a discussion of event study methods. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 20, 151-168.
- Thompson, R., 1995. Empirical methods of event studies in corporate finance. In: Jarrow, R., Maksimovic, V., Ziemba, W. (Eds.), *Handbook in operations research and management science*, Vol. 9 North-Holland, Amsterdam, 963-992.
- Tkac, P., 1999. A trading volume benchmark: theory and evidence. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 34, 1.
- Topping, S., C. Carroll et J. Lindley, 1997. The Impact of Health Care Reform on Capital Acquisition for Hospitals. *Financial Review* 32, 751-778.
- Trifts, J.W., 1994. Cross-sectional regressions using event study abnormal returns. *Advances in Investment Analysis and Portfolio Management* 2, 97-117.
- Van Dijk D., P. Franses et A. Lucas, 1996. Testing for ARCH in the presence of additive outliers. Working paper, Erasmus University Rotterdam.

Vijh, A., 1994. The spin off and merger ex-date effects. *Journal of Finance* 49, 581-609.

White, H., 1980. A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica* 48, 817-838.

Zakoian, J.M., 1992. Modèles ARCH : une revue de la littérature. *Journal de la Société de Statistique de Paris* 133, 40-57.

Zakoian, J.M., 1994. Threshold heteroskedastic models. *Journal of Economic Dynamics and Control* 18, 931-955.

Zellner, A., 1962. An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias. *Journal of the American Statistical Association* 57, 348-368.