



LOUVAIN
School of Management

UNIVERSITE CATHOLIQUE DE LOUVAIN
LOUVAIN SCHOOL OF MANAGEMENT

Les technologies modernes rendent-elles les marchés financiers plus risqués ? Analyse empirique de la relation volatilité-volume sur le marché des actions de l'eurozone.

Promoteur : Hervé Van Oppens

Mémoire-recherche présenté par
Corentin Hladki

en vue de l'obtention du titre de
Master en sciences de gestion

ANNEE ACADEMIQUE 2014-2015

Remerciements

Tout d'abord, j'aimerais remercier mon promoteur, le Professeur Hervé Van Oppens pour sa collaboration active dans la réalisation de ce mémoire. Ses commentaires, suggestions et conseils furent d'une aide précieuse.

Je présente également mes remerciements au Professeur Mikael Petitjean et au Professeur Sébastien Laurent pour leur aide et conseils dans l'utilisation des modèles de ce mémoire.

Ce mémoire étant l'aboutissement de 5 années d'études, je tiens à remercier tous les professeurs de l'Université Saint Louis, l'Université Catholique de Louvain-la-Neuve et de l'ICHEC qui ont d'une manière ou d'une autre contribué à ma formation universitaire.

Je tiens également à adresser mes remerciements à mon correcteur, Nicolas Derny, pour ses nombreuses heures de travail, à mon frère, Yorick Hladki pour ses apports techniques précieux et à ma famille et amis pour leur soutien inconditionnel tout au long de mon parcours.

Finalement, j'aimerais dédier ce mémoire à mon grand-père et ami, André Rucquoy, qui est et restera pour moi une source d'inspiration au quotidien. Il a grandement contribué à faire de moi l'homme que je suis devenu. Tout ce qu'il m'a apporté est immortel.

Table des matières

Introduction	1
1. Motivation de la recherche	3
1.1 Motivation managériale.....	3
1.2 Motivation scientifique	3
1.3 Motivation sociétale et éthique	3
PARTIE A: CADRE THÉORIQUE	5
1. Les marchés financiers modernes	5
1.1 L'avènement de l'informatique	7
1.2 Les effets du <i>trading</i> à haute fréquence sur l'économie	11
2. Les volumes d'échanges.....	14
2.1 Pourquoi les volumes augmentent-ils ?.....	17
3. La volatilité	19
3.1 Pourquoi la volatilité est-elle non désirable ?	20
4. La relation prix-volume.....	30
PARTIE B: ANALYSE EMPIRIQUE	38
1. Méthodologie	38
2. Le marché.....	42
3 Les données	51
3.1 Statistiques descriptives de l'échantillon	53
4. Résultats empirique	59
4.1 Modèles Autorégressifs.....	59
4.2 Tests des moyennes	65
4.3 Tests de la volatilité.....	66
5. Limitations de l'analyse	68
6. Implications	70
Conclusion	71
Bibliographie	1
Annexe 1: Construction de données agrégée des volumes d'échanges	5
Annexe 2: Calcul de significativité de la moyenne des rendements des actions de notre échantillon	6
Annexe 3: Histogrammes et corrélogrammes des rendements des 20 titres sélectionnés pour notre analyse	7

Liste des tableaux

Tableau 1: Mesure des volumes d'échanges d'AXA de 1991 à 2015.....	16
Tableau 2: Régression de la rotation des titres d'AXA de 1991 à 2015 sur les quadrimestres	17
Tableau 3: Régression de la rotation des titres d'AXA de 1991 à 2015 sur les jours de la semaine.....	17
Tableau 4: Comparaison des mesures de volatilité de l'Eurostoxx 50 de 1987 à 2015	26
Tableau 5: Résultats du modèle ARMA (1,1) des rendements de L'Eurostoxx 50 de 1987 à 2015.....	28
Tableau 6: Test de l'effet ARCH : coefficient de la régression des termes erreurs au carré sur ses propres valeurs à différents degrés de décalage	28
Tableau 7: Résultats du modèle GARCH(1,1) des rendements de L'Eurostoxx 50 de 1987 à 2015.....	29
Tableau 8: PIB, date d'entrée et population des 19 états membres de la zone euro	43
Tableau 9: T-test de deux sous-échantillons de l'Eurostoxx de 1993 à 2000 et de 2000 à 2015	48
Tableau 10: F-Test des variances des rendements de l'Eurostoxx 50 de 1986 à 2000 et de 2000 à 2015	50
Tableau 11: TOP 23 des composants de l'Eurostoxx 50 au 31/05/2013	52
Tableau 12: Analyse des rendements journaliers de notre échantillon	55
Tableau 13: Test Dickey-Fuller de racine unitaire des titres de notre échantillon.....	58
Tableau 14: Modèle GARCH(1,1) des 20 actions de l'échantillon, sans les volumes	60
Tableau 15: Modèle GARCH(1,1) des 20 actions de l'échantillon, avec les volumes.....	62
Tableau 16: Modèle FIEGARCH(1,d,1) des 20 actions de l'échantillon, avec les volumes ...	64
Tableau 17: Résultats des tests statistiques des volumes, du <i>turnover</i> et de la variance	67
Tableau 18: Coefficients de variation des deux sous-échantillons.....	70
Tableau 19: Calcul de significativité de la moyenne des rendements.....	6
Tableau 20: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'AIR LIQUIDE	7
Tableau 21: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'ALLIANZ	8
Tableau 22: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'AXA	9
Tableau 23: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de BASF	10
Tableau 24: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de BAYER.....	11

Tableau 25: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de BCO SANTANDER.....	12
Tableau 26: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de BNP PARIBAS	13
Tableau 27: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de DANONE	14
Tableau 28: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de DEUTSCHE BANK.....	15
Tableau 29: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'E.ON	16
Tableau 30: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'ENI.....	17
Tableau 31: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de L'OREAL	18
Tableau 32: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de LVMH	19
Tableau 33: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de SANOFI.....	20
Tableau 34: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de SAP	21
Tableau 35: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de SCHNEIDER ELECTRIC SE	22
Tableau 36: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de SIEMENS	23
Tableau 37: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de TELEFONICA	24
Tableau 38: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de TOTAL	25
Tableau 39: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'UNILEVER.....	26
Tableau 40: Modèle GARCH(1,1) des 20 actions de l'échantillon, avec le <i>turnover</i>	27
Tableau 41: Modèle GARCH(1,1) des 20 actions de l'échantillon, avec les volumes (fréquence mensuelle)	28

Liste des graphiques

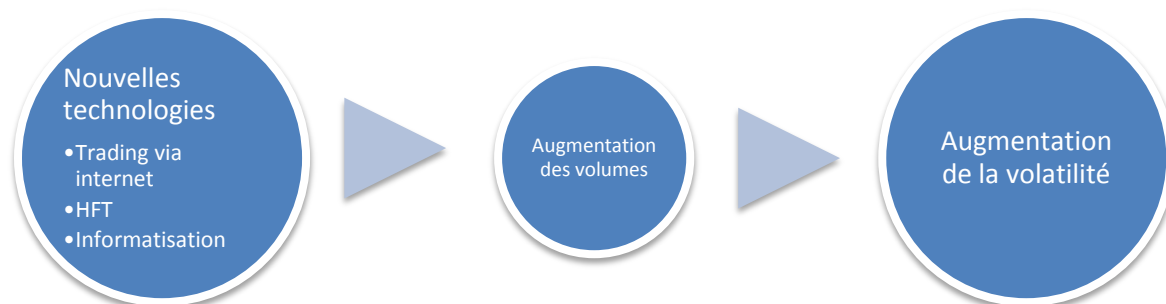
Graphique 1: Distribution des rendements de l'Eurostoxx 50 de janvier 1987 à mai 2015.....	21
Graphique 2: Rendements de l'Eurostoxx 50 de janvier 1987 à mai 2015.....	22
Graphique 3: Valeur de l'Eurostoxx de 1986 à 2015 (en milliers)	45
Graphique 4: Volumes d'échanges de l'Eurostoxx 50 de 1993 à 2014 (en milliers).....	46
Graphique 5: Volumes d'échanges moyens de l'Eurostoxx 50 de 1993 à 2015 (en milliers) .	47
Graphique 6: Volatilité journalière de l'Eurostoxx 50 de 1986 à 2015, rendement au carré...	49
Graphique 7: Volatilité journalière de l'Eurostoxx 50 de 1998 à 2014, log des écarts.....	50
Graphique 8: Répartition du % d'actions par pays présent dans notre échantillon.....	53
Graphique 9: Répartition du % d'actions par super-secteur présent dans notre échantillon...	53

Introduction

Depuis quelques années, l'intégration de l'informatique dans notre vie de tous les jours n'a cessé de prendre de plus en plus d'ampleur. Si bien qu'il serait difficile d'imaginer de se passer des technologies durant une journée. Du lever au coucher, nous sommes totalement dépendants de l'informatique. Les marchés financiers n'échappent pas à cette règle. L'époque des grandes places boursières, des échanges à la criée et des carnets d'ordres semble désormais bien loin. Pour investir en bourse, de nos jours, rien de plus simple, il suffit d'ouvrir un compte-titre via son ordinateur et de décider des montants investis. Trouver de l'information concernant un titre est également des plus aisé. Bon nombre de plateformes telles que Yahoo !Finance, Bloomberg ou Thomas Reuters permettent la diffusion des cours en continu, de rapports d'analystes ainsi qu'une abondance d'articles vantant les mérites d'un titre en particulier ! Les marchés des actions semblent désormais plus accessibles que jamais pour les investisseurs de tous genres.

Depuis le début du millénaire, un nouveau type d'agent a fait son entrée sur les places boursières. Il s'agit de sociétés de *trading* à haute fréquence. Ces sociétés utilisent un mélange redoutable d'algorithmes et d'ordinateurs ultra performants afin de réaliser des transactions de l'ordre d'une microseconde pour prendre les autres investisseurs de vitesse. Ce nouveau type de stratégie a bouleversé la face des marchés financiers, si bien que plus de 70% des titres échangés transiteraient par ce type de société.

Nous soupçonnons que l'arrivée de nouvelles technologies et de nouveaux types d'agents a fondamentalement transformé le modèle du marché des actions tel qu'il existait dans les années 90. Principalement, nous soupçonnons un accroissement considérable des volumes d'échanges provoqués par l'informatisation des places boursières en facilitant l'accès aux marchés et en réduisant la durée d'exécution des ordres. Cette augmentation du nombre de transactions journalières associée aux activités des sociétés de *trading* à haute fréquence et l'arrivée du *trading* via internet pourrait être responsable d'une augmentation du risque des marchés des actions.



Ce travail a pour ambition d'étudier la relation entre les volumes et la volatilité des prix sur le marché des actions et de déterminer si les marchés sont plus risqués en présence de volumes d'échange accru. Le marché considéré pour cette analyse est le marché des actions de la zone euro de 1991 à 2015. Nous nous intéresserons à l'indice Eurostoxx 50 qui regroupe les 50 plus grandes capitalisations boursières de la zone euro. Nous en extrairons les 20 actions les plus représentées dans cette indice afin de débiter notre analyse. Pour commencer, nous investiguerons les causes de cette augmentation et particulièrement le rôle des nouvelles technologies d'information et de *trading*. Ensuite, nous nous intéresserons également aux conséquences d'une quantité de volumes accrue sur la volatilité des prix. En effet, l'offre et la demande, les prix et les quantités sont des variables intimement liées. Nous investiguerons l'ampleur de cette relation en utilisant un modèle de type GARCH (*Generalised Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) auquel nous ajouterons les volumes d'échanges comme variable explicative de la variance conditionnelle. Nous vérifierons si ce lien liant la volatilité aux volumes est positif.

Finalement, nous évaluerons statistiquement l'évolution de la volatilité et des volumes en utilisant deux échantillons de série du prix de 20 titres échangés sur les marchés de l'eurozone.

Ce travail s'articule selon plusieurs parties. Dans un premier temps, nous introduirons le cadre théorique, en débutant par un historique de l'évolution de l'informatisation sur les marchés financiers. Puis, nous exposerons différentes mesures de la volatilité et des volumes telles que

proposées dans la littérature correspondante. Ensuite, nous élaborerons une étude de la littérature consacrée à la relation quantitative entre les volumes et la volatilité. Dans un second temps, nous présenterons la partie empirique de notre travail, consacrée à l'analyse de notre sujet sur les marchés des titres de l'eurozone. Nous présenterons la méthodologie utilisée et le marché étudié. Nous présenterons finalement les données et les résultats de notre analyse. Le travail sera conclu par quelques commentaires de l'auteur.

1. Motivation de la recherche

1.1 Motivation managériale

Ce travail a pour but de comprendre les implications économiques liées à l'augmentation des volumes sur la volatilité provoquée par l'informatisation des places boursières. Une meilleure compréhension de ces deux variables est importante dans la prise de décision d'un gestionnaire de portefeuille ou pour tout agent souhaitant investir une partie de son capital dans les marchés financiers. En effet, la manière dont les échanges s'effectuent a subi une révolution ces dernières années. Il est donc impératif de cerner ce que cela implique dans la gestion quotidienne d'un portefeuille d'actions. Nous explorerons donc les différentes stratégies employées par les sociétés de *trading* à haute fréquence et les différentes mesures des volumes et de la volatilité.

1.2 Motivation scientifique

Ce travail vise également à explorer l'aspect purement statistique de la relation prix-quantité. En effet, cette relation est au cœur de la théorie de l'offre et de la demande mais n'a que très peu été étudiée sur les marchés des actions. La plupart des modèles existants sont orientés vers la découverte du rendement attendu et dans une autre mesure du prix. C'est le cas de célèbres modèles tels que le CAPM ou les modèles d'évaluation par arbitrage. Il est peu d'études investiguant le comportement des volumes. C'est pourquoi nous espérons via cette analyse ajouter notre pierre à l'édifice et à préparer le terrain pour des études plus avancées sur le sujet.

1.3 Motivation sociétale et éthique

Si l'augmentation des volumes implique une augmentation de la volatilité, il est peut-être nécessaire d'envisager d'instauration de nouvelles régulations visant à contrôler les effets néfastes d'une volatilité accrue sur le bien-être de l'économie. De plus, la place de plus en plus prépondérante que prennent les sociétés utilisant des algorithmes de *trading* à haute

fréquences (THF) pose question. En effet, elles seraient responsables de plus de 70% des volumes sur les marchés américains. Certaines critiques stipulent que les actions de ces sociétés détournent le rôle initial des marchés financiers, c'est-à-dire l'allocation du capital aux projets les rentables, à des fins de profit. Le THF contribueraient à détourner le prix de sa valeur fondamentale et amplifieraient les hausses et les baisses de cours, augmentant donc la volatilité. Il est donc impératif d'analyser les possibles régulations nécessaires au bon fonctionnement de l'économie.

PARTIE A: CADRE THÉORIQUE

1. Les marchés financiers modernes

Les transactions au sein des marchés financiers ont substantiellement changé au cours de ces 25 dernières années avec l'ascension de nouveaux procédés technologiques et de nouvelles méthodes d'échange d'information (Angel, Harris, Spatt, 2010). Les principaux bénéficiaires de ces avancées sont les investisseurs pour qui les transactions sont réalisées en une fraction de seconde et pour qui les coûts ont été considérablement réduits. Mais également les nouvelles plateformes d'échange électronique qui ont su profiter de l'ascension de l'électronique et d'internet pour révolutionner la manière dont les échanges prennent place (Angel et. al, 2010). Les perdants quant à eux sont tous les traders, courtiers et autres intermédiaires qui n'ont pas pu s'adapter assez rapidement aux changements et qui sont devenus par conséquent moins compétitifs. Cependant, ces avancées technologiques ne comportent pas que des avantages et l'implémentation de certaines régulations pourraient devenir nécessaire.

Traditionnellement, les échanges prenaient place physiquement dans les bourses. Elles étaient l'endroit où les acheteurs et les vendeurs se rencontraient afin de négocier les termes de leurs transactions. Les échanges se réalisaient à la criée par un homme habillé d'une veste de couleur afin d'être remarqué par la foule. Les bourses servaient de principal fournisseur de liquidité, en effet elles procuraient un endroit commun où les vendeurs et les acheteurs pouvaient entrer en contact. L'implantation des bourses d'échanges fut déjà à l'époque une révolution dans le sens où elles permirent de réduire considérablement le coût de la recherche de contrepartie (Angel et. al, 2010).

En plus des bourses, s'il était impossible de conduire à un échange en salle des marchés, les investisseurs pouvaient se tourner vers les *dealers*. Ces agents servaient également de fournisseurs de liquidités grâce à leurs carnets d'adresse. En effet, la plupart d'entre eux se spécialisaient dans la vente de titre d'un même secteur ou d'industrie et étaient bien connus des investisseurs (Angel et. al, 2010). Il suffisait donc d'entrer en contact avec le *dealer* adéquat pour trouver la contrepartie pour prendre part à l'échange.

Il pouvait aussi arriver que des investisseurs désireux d'exécuter de plus larges échanges doivent se tourner vers des *block brokers*. Ces courtiers étaient spécialisés dans la réalisation

de gros échanges en tentant de connaître qui serait capable d'effectuer ce type de transaction si l'opportunité leur était présentée. Leur mission principale était d'être capable d'identifier de tels investisseurs en gardant connaissance des positions ouvertes par leurs clients. Ce type de transaction correspond à ce qu'on appelle le *dark pool* car bon nombre de ces échanges se déroulaient de manière discrète afin de réduire l'impact sur le prix (Angel et. al, 2010).

Initialement, la recherche de nouvelles technologies avait pour but de faciliter les transactions à distance. D'abord via le télégraphe puis le téléphone et récemment via un ordinateur. Une des premières avancées amorçant le début de notre ère fut le téléscripteur télégraphique qui permettait de communiquer le cours des actions dans le monde entier. Il fut un moyen pour les investisseurs de pouvoir envoyer des ordres dans d'autres marchés sans se soucier d'être trompé par leur interlocuteur étranger qui ayant accès aux informations locales pouvaient facilement duper leur clients. Cela permit également de réduire le nombre de bourses car les investisseurs étaient capables d'envoyer des ordres vers les grandes places de marchés à distance. Il n'était donc plus nécessaire d'avoir autant de bourses locales. Par conséquent, les coûts des transactions ont largement diminué et les volumes d'échanges ont augmenté car il était maintenant possible de trouver une contrepartie à son échange en envoyant des ordres aux courtiers et *dealer* présents sur les grandes plateformes d'échange. Les bourses régionales fusionnèrent et les plus petites places boursières disparurent. La domination des grandes places boursières était telle que la *New York Stock Exchange* (NYSE) et l'*American Stock Exchange* (ASE) obtinrent près de 90% de parts de marché des échanges de titres cotés sur le marché américain (Angel et. al, 2010).

Les marchés ont substantiellement changé depuis le début du XXI^e siècle. Maintenant les échanges se font via des plateformes entièrement informatisées. Rapidement, il fut possible de connaître presque instantanément le cours d'un titre ainsi que la taille des ordres disponible et les meilleures offres acheteuses et vendeuses. Le marché des actions s'est mondialisé grâce aux technologies offrant un environnement d'investissement quasi illimité et augmentant les flux de capitaux.

De nos jours les marchés sont dominés par des sociétés utilisant des algorithmes d'échange connus sous le nom de *trading* à haute fréquence (THF) (Angel et. al, 2010). Ces sociétés utilisent des ordinateurs hyper-performants afin de réaliser des transactions de l'ordre d'une microseconde. Ces machines sont capables sans l'intervention de l'homme, de déterminer le *timing* et le prix d'une transaction spécifique afin d'en tirer un profit. Généralement, les

ordinateurs recherchent un signal tel qu'un changement des taux d'intérêts, des nouvelles pouvant changer la valeur fondamentale d'un titre ou tout autre type d'événement qui pourrait affecter le prix, et cela même de manière infime, afin de prendre position et d'effectuer un profit (Angel et. al, 2010). Ce profit peut être minime, mais l'immense quantité de transactions effectuées par jour rend ces stratégies extrêmement profitables.

En ce qui concerne le marché en général, la liquidité a augmenté grâce à l'augmentation importante des volumes d'échanges (Angel et. al, 2010). La taille moyenne d'une transaction a également largement diminué grâce aux systèmes électroniques. En effet, il est maintenant possible de scinder une grosse transaction en plusieurs petites transactions afin de réduire l'impact de cette dernière sur le prix. De plus, de par l'arrivée de nouvelles plateformes d'échange, la compétition a augmenté, permettant une amélioration des services proposés.

De plus, la qualité du marché a également été améliorée. Les vitesses d'exécution sont significativement plus courtes, de l'ordre d'une fraction de seconde. Les commissions perçues sur chaque transaction ont largement diminué dû à l'augmentation de la concurrence. Finalement, les fourchettes de prix, aussi appelées *bid-ask spread*, ont été largement réduites et sont au plus bas. La fourchette de prix est l'écart entre le cours acheteur et le cours vendeur. Une fourchette de prix élevée indique un marché peu liquide. En effet, en présence d'un marché peu liquide, les teneurs de marchés réclament une prime de risque plus élevée pour détenir un titre. Cela représente un coût supplémentaire pour les investisseurs car les ventes se réaliseront à un prix moins élevé et les achats à un prix plus élevé.

Selon un article publié par Angel, Harris, Spatt (2015), le marché américain serait en bonne forme, les coûts de transactions sont au plus bas tandis que la profondeur de marché et la vitesse d'exécution d'un ordre atteint des sommets. La volatilité intra journalière serait au plus bas depuis l'ère pré-électronique des années 90.

1.1 L'avènement de l'informatique

Avant l'arrivée de l'ère du digital, pour réaliser un achat ou une vente, les potentielles parties d'une transaction devaient se retrouver physiquement en salle de marché, les conversations téléphoniques étaient chères à l'époque. Trouver une contrepartie pour un échange pouvait donc être plus ou moins long et coûter beaucoup d'argent en commissions et autres frais (McGowan, 2011).

En effet, avant l'arrivée de l'informatique, un investisseur cherchant à conclure une transaction, devait s'offrir les services d'un courtier et lui expliciter les termes de l'échange. Le courtier devait alors trouver le prix du titre en question, revenir vers l'investisseur afin de quérir son accord avant de poursuivre la transaction. Le courtier devait finalement envoyer l'ordre au guichet dédié, qui était chargé d'exécuter l'ordre pour ensuite renvoyer confirmation au courtier qui était alors chargé d'avertir l'investisseur de l'exécution de sa transaction. Tout ceci pouvait prendre plusieurs minutes voir plusieurs heures en fonction de la complexité de la transaction et coûter une centaine de dollars (McGowan, 2011).

Aux Etats-Unis, la première apparition de l'informatique dans les salles de marché remonte aux années 70 avec l'établissement du *designated order turnaround* (DOT) à la bourse de New York. Le DOT permettait de diriger les ordres d'achat et de vente directement vers le comptoir d'échange approprié. Les ordres apparaissaient alors sur un écran qui permettait aux spécialistes de les exécuter. En 1971, avec l'apparition du NASDAQ, plateforme d'échange entièrement informatisée et non physique, le marché des actions prit une tout autre tournure. En effet, contrairement aux autres places boursières, aucun système officiel d'enchères n'était établi. Les marchés se faisaient via des « teneurs de marché » indépendants et en compétition les uns avec les autres (McGowan, 2011).

Dans les années 80, l'intégration de l'informatique dans les marchés financiers prit plus d'ampleur. Grâce à un système appelé *program trading*, il était maintenant possible de préprogrammer un ordinateur afin d'y encoder des ordres d'achat de plus de 15 titres en y stipulant les limites de prix et les quantités (McGowan, 2011).

C'est finalement à la fin des années 90 que la face des marchés financiers fut définitivement changée. La SEC (*Securities and Exchange Commission*), l'autorité de régulation des marchés financiers américains, autorisa l'utilisation de réseaux de communication informatisés pour l'échange de titres. Ces réseaux électroniques, connus sous le nom d'ECN (*Electronic Communications Networks*) ont permis de faciliter les échanges en dehors des traditionnelles places boursières. C'est alors que le duopole formé par la NYSE et le NASDAQ commença à perdre sa domination. Principalement, les ECN permettaient de relier un acheteur avec un vendeur via une plateforme informatique dédiée. Si aucun lien n'était possible, l'ordre était alors recouru automatiquement via le NASDAQ. Les bénéfices apportés par ces derniers furent une réduction drastique des coûts de transaction, des erreurs éventuelles et une réduction du risque. Sont apparus alors, les premières sociétés de *trading* à haute fréquence

(THF) vers la fin des années 90. Ces sociétés tentent, grâce à des algorithmes et des ordinateurs ultra-performants, de réaliser des échanges très rapidement de manière à prendre de vitesse le marché. Elles sont au cœur de bon nombre de débats depuis leur avènement au début de ce siècle. L'apparition des ECN a largement facilité leur prolifération (McGowan, 2011).

Cependant, un autre événement vient faciliter l'ascendance des firmes spécialisées dans les échanges à haute fréquence. Avant 2001, le prix des actions et des titres en général était coté sur base d'une fraction, généralement en $1/16^e$ de dollar. Cette façon de coter les prix limitait les fluctuations à \$0.0625. Mais l'utilisation après 2001, de décimale favorisa davantage le développement de stratégies de *trading* à haute fréquence. En effet, en diminuant les fluctuations minimum de 6.25 à 1 cent, l'avantage des teneurs de marché fut largement diminué, au profit des investisseurs et principalement du THF (McGowan, 2011).

Finalement, le dernier événement majeur venant contribuer à la prolifération des algorithmes d'échanges vient en 2005. C'est cette année que la SEC rendit obligatoire l'exécution d'un ordre au meilleur prix national. Cette norme permit à des firmes utilisant des échanges à haute fréquence de tirer de meilleurs profits de leurs stratégies (McGowan, 2011).

En Europe, ce qui a permis également la croissance du THF est l'entrée en vigueur en 2007 d'une directive visant à augmenter la concurrence au sein du marché européen. Cela a permis la création de plateformes d'échange multilatérales appelées MTF (*Multilateral Trading Facilities*). La plus populaire, Chi-X, fut lancée en 2007. Ses actionnaires comprennent les plus grandes banques mondiales, et elle effectue actuellement plus de volumes que les principales bourses européennes (Petitjean, 2011).

Aujourd'hui, les THF¹ sont aussi bien présents sur les marchés américains et européens et contribuent entre 70% (Iati, 2009) et 78% (Zhang, 2010) des volumes d'échanges. Ces sociétés ont pour but de prendre les autres investisseurs de vitesse, elles seraient capables d'effectuer plus de 18750 transactions durant le temps que prend un battement de cil (Petitjean, 2011).

Selon Petitjean (2011) les THF ne sont pas un mal pour notre économie. En effet la déshumanisation des ordres permettrait d'éviter que les réactions humaines comme la peur ou

¹ Nous utiliserons le terme THF pour les sociétés de *trading* à haute fréquence.

l'appât du gain affectent les stratégies d'investissement. De plus il serait inutile de vouloir freiner l'innovation, bien que certaines régulations devraient voir le jour.

Que ce soient les institutions financières classiques ou les sociétés dites de THF, toutes deux utilisent aujourd'hui des algorithmes pour réaliser leurs échanges. La grande différence entre ces deux types d'investisseurs est la période d'investissement considérée. Les sociétés traditionnelles d'investissement investissent avec une vision à long terme pour le rendement, tandis que les THF recherchent le gain à court terme.

Il existe plusieurs types de THF. Le premier est connu sous le nom de « teneur de marché ». Ces derniers attendent un signal avant de prendre une position pour « faire le marché » dans les deux sens de la transaction et utilisent la fourchette de prix (l'écart entre le cours acheteur et le cours vendeur) pour réaliser un profit. Le second regroupe les stratégies utilisant un algorithme pour spéculer sur la montée ou la baisse d'un titre à court terme. Quelle que soit la stratégie, l'idée principale reste la même : dépasser les autres investisseurs en les prenant de vitesse.

Ces dernières années, ces stratégies se sont montrées particulièrement profitables grâce aux récents troubles que les marchés financiers ont connus (McGowan, 2011). En effet, l'ascension de ces stratégies a été fulgurante et prend de plus en plus d'ampleur. Selon des estimations d'Iati (2009), en 2006 les THF étaient responsables de presque un tiers des transactions européennes et américaines. Alors qu'en 2009 selon le même auteur, les THF qui représentent seulement 2% des 20,000 sociétés de *trading*, comptabilisaient plus de 70% des volumes des transactions américaines. Malgré la récente récession, les THF sont considérées comme la nouvelle vache à lait de Wall Street générant entre 15 et 25 milliards de profit.

Les technologies modernes ont permis selon Jones et Sirri (2010) de rendre accessibles et à moindre coûts les marchés financiers aux investisseurs moyens et particuliers. Les marchés sont devenus plus équitables. Les plus petites sociétés ont également accès aux marchés des capitaux plus facilement, elles peuvent se financer plus aisément via ces derniers.

Selon certaines critiques, des taxes devraient être imposées ou des barrières à l'entrée devraient être instaurées afin de limiter les échanges, mais ceci aurait pour conséquence de rendre les marchés moins liquides et moins transparents et par conséquent les rendre plus inefficaces. Plus de taxes sur les transactions augmenterait les coûts pour les investisseurs et non les banquiers, empêchant certains échanges de se réaliser. En effet, un marché plus

liquide permet de limiter les coûts des transactions et donc de bénéficier aux investisseurs qui gardent une plus grande partie de leur capital.

Les récentes innovations dans les marchés financiers ont également permis d'élargir l'univers d'investissement, ouvrant la porte à plus d'opportunités et également plus de compétition entre ces différents marchés, rendant également les marchés plus attractifs aux yeux des investisseurs. En effet, les plateformes de *trading* fournissent désormais des services de plus en plus complets et taillés sur mesure afin de fidéliser leur clientèle (Jones et Sirri, 2010). Il y a 20 ans, une transaction aurait pris plusieurs minutes et coûtait plus de \$100, maintenant les transactions se font en l'espace de quelques secondes et coûtent dix fois moins cher.

De plus, les avancées technologiques profitent également aux sociétés qui sont capables de se financier plus facilement via les marchés des capitaux mais également de gérer leur risque plus simplement grâce à des marchés plus mature en facilitant la découverte des prix. Indirectement, en profitant aux sociétés, c'est l'économie en général qui se voit progresser. En effet, le bien-être des firmes implique plus de création d'emploi et une croissance accrue.

Finalement, un secteur financier en bonne forme est au bénéfice de l'économie. En effet, pour les grandes économies mondiales comme les États-Unis, le secteur financier contribue à 20% du produit intérieur brut (Jones et Sirri 2010). Il va donc de soi que si le secteur financier se porte bien, cela ne peut que contribuer positivement à la croissance du PIB.

1.2 Les effets du *trading* à haute fréquence sur l'économie

Le THF (*High Frequency Trading* ou *trading* à haute fréquence) est une des avancées majeures du début de ce siècle. Bon nombre d'études tentent d'évaluer l'effet de ses externalités sur la qualité des marchés. En effet, selon Zhang (2010), la part des volumes d'échanges journalier attribué aux THF sur les marchés américains, atteindrait les 78% ! Cette augmentation des volumes et l'introduction d'un nouvel acteur de poids ont probablement influencé les marchés financiers.

En général, la qualité des marchés financiers s'est améliorée. En effet, de par l'augmentation radicale des volumes provoqués par les THF, la fourchette de prix s'est vue diminué, la liquidité a été améliorée et la volatilité intra journalière aurait diminué (Castura, Litzengerger, et Gorelick, 2010). Si bien qu'ils sont considéré par Hanson (2011) et Menkveld (2013) comme les nouveaux fournisseurs de liquidité soit les nouveaux teneurs du marché.

Zhang (2010) a étudié l'impact des THF sur la volatilité des prix en isolant les facteurs spécifiques aux fondamentaux des sociétés analysées. Il discerna une corrélation positive entre les activités des THF et la volatilité. De plus, la corrélation semble d'autant plus élevée en période d'incertitude sur les marchés financiers. Les THF seraient également responsables d'une altération des réactions suite à la publication des nouvelles à propos d'un titre, ils contribueraient à une exagération des montées ou des baisses des cours. Bien que selon Castura et. al (2010) la volatilité intra journalière ait diminué, selon Zhang (2010) la volatilité inter journalière a quant à elle augmentée. De plus, notons que selon (Golub et al., 2013) la fréquence de mini-crashes individuels d'actions a augmenté et serait attribuable aux activités des THF.

En utilisant une base de données provenant du CRSP et de Thomson Reuters, Zhang (2010) remarqua que la part des possessions institutionnelles sur les marchés américains a augmenté de 40 à 60% de 1985 à 2009. De plus, durant la même période la rotation des titres a augmenté de 17% à pratiquement 100% en 2009. La rotation est restée stable jusqu'en 1995, et a commencé à augmenter drastiquement les 10 années qui suivirent. Ce qui correspond à la période de l'avènement des THF tel que décrite plus tôt. Selon ses estimations, les THF représentaient à peu près 0% des volumes en 1995 et atteindrait aujourd'hui les 78%. Il apparait également que la corrélation est d'autant plus positive pour les titres avec une forte possession institutionnelle et pour les actions considérées en tant qu'« univers d'investissement » comme par exemple les composantes du Russel 3000. C'est résultats sont en accord avec l'idée que les THF tendent à tirer profit des larges transactions effectuées par les institutions financières.

1.2.1 Le *trading* à haute fréquence augmente-il la volatilité ?

Selon Zhang (2010) les THF augmentent la volatilité des prix pour 3 raisons. Premièrement, l'activité des THF gonfle les volumes d'échanges de manière artificielle. En effet la hausse des volumes obtenue n'est pas représentative d'une augmentation de positions ouverte, ou d'un nouveau flux d'informations concernant un titre. Le problème avec ce gonflement est que les volumes sont utilisés comme proxy pour estimer la liquidité des marchés dans bon nombre d'algorithmes et de modèles utilisés par les institutions financières. En effet, comme l'illustre le « *flash crash* ² » du 6 mai 2010, les algorithmes d'exécution automatique de larges ordres peuvent déclencher des mouvements de prix imprévus. Bien que selon le rapport publié

² Le 6 mai 2010, la valeur de plusieurs indices américains a baissé de près de 9% en l'espace de quelques minutes, avant de récupérer la perte une demi-heure plus tard.

par la SEC, les causes de ce choc proviendraient d'une société de gestion de fonds connue sous le nom de Waddel & Reeds, qui aurait exécuté un ordre d'une grande taille en l'espace d'une demi-heure, alors que les bonnes pratiques prévaudraient de les exécuter sur plusieurs heures afin d'atténuer l'impact sur les prix. Bien que les THF ne soient pas responsables de ce mini-crash, ils en ont probablement accentué les effets (Petitjean, 2011).

Deuxièmement, les THF utilisent généralement la corrélation à court terme entre les rendements d'actions pour déterminer leurs positions. Cette pratique a tendance à créer des dynamiques de prix dans un sens et d'amplifier les effets d'un mouvement de prix, ce qui crée plus de volatilité. De plus, les investisseurs utilisant des stratégies basées sur le *momentum* peuvent être attirés par ces dynamiques et amplifier d'autant plus les mouvements.

Finalement, certaines stratégies des THF tentent de prendre de vitesse les larges ordres effectués par les institutions financières en ouvrant des positions avant que ces institutions aient le temps d'exécuter leurs ordres. Grâce à des ordinateurs hyper-performants et bien souvent localisés le plus près possible des plateformes d'échange, les THF sont capables d'obtenir une latence très faible de manière à gagner quelques millisecondes d'avantage sur leur concurrent, leur permettant ainsi de dégager un profit sur leurs transactions. Cette stratégie appelée *front running* a pour conséquence d'également amplifier les mouvements des prix à la hausse ou à la baisse en fonction de l'ordre exécuté. Aux mêmes causes les mêmes conséquences, cette stratégie tend à augmenter la volatilité des marchés.

Afin de déterminer la part des volumes à attribuer au THF, Zhang (2010) divise les investisseurs en 3 catégories : les institutionnels, les particuliers et les THF. Grâce à une riche base de données, l'auteur est capable d'isoler la part des volumes d'échanges à attribuer à chacune de ces parties. Selon ses estimations, les THF sont responsables fin 2009 de plus de 78% des volumes échangés sur les marchés américains. De plus, les THF sont positivement corrélés avec la volatilité du prix des actions. En effet, dans son analyse, l'auteur utilise plusieurs variables de contrôle affectant la volatilité. Selon l'auteur, la volatilité spécifique d'un titre est influencée par la volatilité de ses fondamentaux. Ces variables sont la variation du ROE (*Return on Equity*) (1), la variation du chiffre d'affaire (2) et la dispersion des estimations des analystes (3). L'auteur ajoute également à son modèle l'âge de la firme (4) ainsi que la part des possessions institutionnelles (5), l'effet de levier du marché (6) et l'inverse du prix du titre (7). En utilisant les variables de 1 à 7 dans une régression linéaire comme variable de contrôle, l'auteur constata que la corrélation entre les volumes attribués

aux THF était positive. Les résultats obtenus avec les autres variables sont en accord avec la théorie économique. La corrélation entre la volatilité et les proxys utilisés pour la volatilité des fondamentaux (1) (2) (3) est positive. La corrélation est négative avec l'âge de la firme et sa taille.

Cependant, bien que la relation entre la volatilité et les variables THF dans le modèle soit positive, cela n'implique pas de la causalité entre l'avènement des THF et l'augmentation de la volatilité. Il a également constaté qu'au plus les sociétés étaient grandes, au plus la part des volumes attribuée aux THF est grande. En d'autres mots, les THF sont plus intéressés par les larges capitalisations que pas les plus petites.

2. Les volumes d'échanges

Nous l'avons vu, les volumes occupent une place prépondérante dans les effets causés par l'arrivée des nouvelles technologies et tout ce qui les accompagne. Nous suspectons que l'accroissement des volumes s'accompagne d'une augmentation de la volatilité des prix.

Selon Lo et Wang (2009) il existe dans la littérature portant sur les volumes d'échanges plusieurs types de mesures des volumes. La majorité des études existantes utilisent le nombre total d'actions échangées comme mesure du volume, c'est le cas pour Gallant, Rossi et Tauchen (1992). Cette mesure que nous utiliserons dans notre analyse est principalement utilisée pour tenter d'expliquer la dynamique entre les volumes et la volatilité. Le volume d'un titre individuel s'écrit V_{jt} . Il est également possible de mesurer le volume en terme de valeur monétaire, $P_{jt}V_{jt}$ où P_{jt} correspond à la valeur du titre au moment de l'échange. Certaines études utilisent la valeur monétaire des volumes normalisés par la valeur des volumes du marché (Tkac, 1999) :

$$\frac{P_{jt}V_{jt}}{\sum_j P_{jt}V_{jt}} \quad (1)$$

D'autres études utilisent la rotation des titres, c'est-à-dire le nombre total d'actions échangées sur le nombre total de titres de l'action en circulation :

$$\tau_{jt} = \frac{V_{jt}}{N_{jt}} \quad (2)$$

Où τ_{jt} est la rotation des titres et N_{jt} le nombre de titre disponible sur le marché. Cette mesure est utilisée dans les études tentant d'expliquer l'impact de l'information sur l'activité boursière. Il existe aussi la rotation des titres en valeur monétaire :

$$v_{jt} = \frac{P_{jt}V_{jt}}{P_{jt}N_{jt}} \quad (3)$$

Certaines études utilisent également d'autres mesures de l'activité économique telle que le nombre de transactions dans Conrad, Hameed et Niden (1994) ou le nombre de jours d'échanges par an dans James et Edmister (1983) ou Lamoureux et Lastrapes (1990).

Pour illustrer ces différentes mesures, le Tableau 1 propose une analyse des volumes d'échanges de la société AXA³, présente dans l'Eurostoxx 50 et faisant partie de notre échantillon pour notre analyse empirique. Le tableau comporte les valeurs moyennes journalières selon les différentes métriques proposées ci-dessus pour chaque année de 1991 à 2015. Nous pouvons facilement discerner une augmentation des volumes moyens. Les années où l'augmentation est la plus frappante sont les années de crise : 2007, 2008 et 2011⁴. La rotation des titres quant à elle augmentée également au fil des années. Elle début à 2,1% pour atteindre les 22,6% en 2008. Les volumes en termes de valeur ont quant à eux significativement augmenté au cours des années. Cette hausse est due à l'augmentation constante des volumes et à l'accroissement du prix des actions AXA.

³ Nous avons choisi ce titre car il est le celui pour lequel les données étaient les plus complètes.

⁴ Ce point sera plus développé lors de l'analyse du marché dans la partie empirique.

Tableau 1: Mesure des volumes d'échanges d'AXA de 1991 à 2015				
	Volume	Valeur⁵	Actions en circulation⁶	Rotation
1991	629,16	3.847,25	30.403,00	2,1%
1992	936,12	5.778,04	30.864,66	3,0%
1993	1.223,41	11.485,09	31.457,64	3,9%
1994	1.182,97	10.699,30	31.991,77	3,7%
1995	1.479,37	13.776,77	32.398,22	4,6%
1996	2.229,55	23.997,69	37.805,79	5,9%
1997	4.551,84	62.377,45	40.694,13	11,2%
1998	4.688,19	105.884,44	42.928,30	10,9%
1999	4.181,14	118.767,95	44.661,02	9,4%
2000	4.649,69	165.312,02	48.349,06	9,6%
2001	6.207,02	170.400,74	54.078,51	11,5%
2002	9.739,39	152.103,14	55.057,76	17,7%
2003	11.017,08	144.542,17	55.960,74	19,7%
2004	8.140,08	136.296,27	58.059,27	14,1%
2005	7.484,30	155.096,50	60.871,96	12,3%
2006	8.552,11	231.399,82	63.364,01	13,6%
2007	10.646,38	318.064,98	66.574,69	16,0%
2008	14.816,00	297.887,33	65.529,03	22,6%
2009	10.314,55	132.796,85	67.145,47	15,4%
2010	9.102,16	126.171,91	72.754,01	12,5%
2011	11.252,36	142.678,82	73.700,31	15,3%
2012	9.528,95	106.606,45	74.821,95	12,7%
2013	6.472,71	101.789,11	75.926,80	8,5%
2014	7.125,95	132.144,98	76.867,34	9,3%
2015	8.620,43	187.491,60	77.512,32	11,1%

Source : Analyse personnel, les données proviennent de Datastream

Une première analyse des volumes conduite par Lo et Wang (2009) conclut que les séries chronologiques des volumes comportent quelques éléments de saisonnalité. En effet, il ressort que les lundis et vendredis manifestent un plus petit taux de rotation des titres, ce qui correspond à l'« effet week-end », tandis que les mercredis correspondent au jour de la semaine où ce taux est le plus élevé. Le quadrimestre où le taux de rotation est le plus faible est généralement le troisième. La rotation tend à être plus faible en début de quadrimestre, en début et fin d'année. De plus, la rotation des titres a statistiquement augmenté durant la période d'analyse ce qui tend à confirmer nos soupçons.

Nous avons conduit la même analyse des volumes que Lo et Wang (2009) afin d'y discerner des éléments de saisonnalité. Les résultats sont proposés dans le Tableau 2 et le Tableau 3. Nous avons utilisé deux régressions. La première tente d'estimer les valeurs des coefficients attribués à chaque jour de la semaine, tandis que la seconde s'intéresse aux 4 quadrimestres.

⁵ Correspond aux volumes d'échanges en termes de valeur des transactions.

⁶ De manière à garder les volumes et la rotation constants pour permettre une analyse, nous avons ajusté le total des titres en circulation aux *stocks split*.

Comme pour Lo et Wang (2009), le quadrimestre où la rotation est la plus faible est le 3^e, le lundi est également le jour de la semaine où la rotation est la plus faible. Par contre, dans notre analyse, le jour de la semaine où la rotation est la plus élevée est le jeudi.

Tableau 2: Régression de la rotation des titres d'AXA de 1991 à 2015 sur les quadrimestres

Ce tableau décrit les résultats de la régression : $Y_t = Q1_t + Q2_t + Q3_t + Q4_t$ où Y_t est le taux de rotation des titres et $Q1, Q2, Q3, Q4$ sont les variables muettes associées aux premier, deuxième, troisième et quatrième trimestres de l'année.

Terme	Estimation	Erreur standard	t ratio	Prob. > t
Q1	0,117072	0,002045	57,26	<,0001
Q2	0,117566	0,002099	56,01	<,0001
Q3	0,107879	0,002021	53,38	<,0001
Q4	0,109424	0,00204	53,64	<,0001
R carré	0,003001			

Source : Analyse personnel sur JMP, les données proviennent de Datastream

Tableau 3: Régression de la rotation des titres d'AXA de 1991 à 2015 sur les jours de la semaine

Ce tableau décrit les résultats de la régression : $Y_t = LUNDI_t + MARDI_t + MERCREDI_t + JEUDI_t + VENDREDI_t$ où Y_t est le taux de rotation des titres et $LUNDI, MARDI, MERCREDI, JEUDI, VENDREDI$ sont les variables muettes associées aux jours de la semaine.

Terme	Estimation	Erreur standard	t ratio	Prob. > t
LUNDI	0,096791	0,002307	41,95	<,0001
MARDI	0,112323	0,002267	49,55	<,0001
MERCREDI	0,116111	0,002269	51,16	<,0001
JEUDI	0,120247	0,002277	52,81	<,0001
VENDREDI	0,118652	0,002298	51,64	<,0001
R carré	0,011049			

Source : Analyse personnel sur JMP, les données proviennent de Datastream

2.1 Pourquoi les volumes augmentent-ils ?

Il existe beaucoup de modèles tentant de décrire le mouvement des prix tel que le très populaire CAPM (*Capital Asset Pricing Model*) introduit par Treynor (1961,1962) ou le modèle d'évaluation par arbitrage à trois facteurs de Fama et French (1993). Cependant, beaucoup moins d'attention a été portée pour tenter de comprendre la dynamique des volumes et sa variabilité, l'information qu'elle contient ou encore de réaliser des prédictions. Pour tenter d'apporter une pierre à cet édifice, Lo, Mamaysky et Wang (2001) propose un modèle intertemporel d'équilibre dans lequel les transactions sont guidées par les besoin en liquidité

et de réduction du risque. L'augmentation récente des volumes d'échanges serait à attribuer aux besoins de réallocation des portefeuilles des agents rationnels.

Les fondamentaux influencent à la fois la demande et l'offre des actifs financiers. Il s'ensuit donc que les modèles prédisant le prix d'un titre en fonction de ses fondamentaux en dit par conséquent beaucoup sur les volumes. Pourtant, la plupart des modèles de type CAPM, APT (*Arbitrage Pricing Theory*) et autres se sont focalisés principalement sur les prix plutôt que les quantités (Wang 2002). Dans Wang (2002), l'auteur conduit une analyse exhaustive de la relation liant les volumes des transactions au prix des titres. Il poursuit ce but en conduisant un modèle intertemporel des prix des titres en spécifiant les motivations des agents à exécuter des transactions, ainsi que leur choix optimal de portefeuille. Le modèle utilisé est une variante du CAPM intertemporel.

Selon Wang (2002), les volumes et la rotation des titres ont augmentés sur les marchés américains. L'augmentation de la rotation des actions est à associer à de plus petits ordres mais beaucoup plus fréquents (Chordia, Roll, Subrahmanaym 2008). Selon les mêmes auteurs, les actions pour lesquelles la part de possessions institutionnelles est la plus grande possède le plus haut taux de rotation. Selon Amihud et Mendelson (1987,1991), les volumes sont en général plus importants à l'ouverture des marchés. Foster et Viswanathan (1993b) ont démontré que les volumes étaient plus faibles les lundis, en accord avec notre analyse et celle proposée par Lo et Wang (2009). Selon Gallant, Rossi et Tauchen (1992), les larges augmentations ou diminutions de prix sont précédées par de larges augmentations des volumes. L'explication de ce phénomène résiderait dans le fait que les investisseurs réallouent leur portefeuille en fonction des changements dans l'évaluation des actifs.

Il existe deux écoles de pensée sur les activités de *trading*. La première est basée sur le paradigme des anticipations rationnelles, l'échange découle de raisons non-informationnelles et de recherche du profit par les investisseurs possédant des informations privées. Dans ces modèles il existe trois types d'agents: les informés, les non informés et les suiveurs. Ce type de modèle est utilisé par Kaizoji (2013).

La seconde école porte sur les différences d'opinions entre les agents. Il n'inclue pas des traders de type suiveurs et n'insiste pas sur les rôles de l'information dans la découverte du prix. Par exemple, dans Harris et Raviv (1993), les agents partagent la même information mais l'interprètent différemment.

Selon une étude réalisée par Chordia, Roll, Subrahmanaym (2008), la taille moyenne des transactions a diminué de 60% de 1993 à 2005 tandis que la moyenne des volumes a quadruplé durant la même période. Selon Barber et Odean (2000), cette augmentation des volumes serait due à la plus grande participation de petits investisseurs dans les transactions journalières dues à un accès plus aisé grâce aux plateformes d'investissement en ligne. Cependant, Chordia, Roll, Subrahmanaym (2008), démontrent que les volumes ont le plus augmentés pour les titres possédés en plus grande partie par les institutions. Ce qui suggère que les investisseurs privés ne contribuent pas de manière significative à l'augmentation des volumes et confirme que le rôle des THF dans l'augmentation des volumes ne peut être négligé. En effet, comme explicité plus tôt, les THF s'intéressent principalement aux actions possédées par les institutions pour conduire leurs stratégies (*front running*). En effet, dans Chordia, Roll, Subrahmanaym (2008), pour les titres du S&P500 possédant un haut taux de possession institutionnel, les très petits ordres ont augmenté de 600% alors que pour les titres où le taux est très bas, l'augmentation n'est que de 31%.

Une possible explication de l'augmentation des échanges par les institutions serait que ces institutions profiteraient des écarts de prix acheteurs-vendeurs plus faibles qu'auparavant pour profiter de la détention d'informations privées (Admati et Pfleiderer, 1988). Cette théorie est confirmée par une analyse de Chordia, Roll, Subrahmanaym (2008) sur la variance des ratios des cours ouverture/fermeture à fermeture/ouverture du S&P500. En effet selon French et Roll (1986), ce ratio indiquerait le degré d'exploitation d'informations privées. Mais il semble évident que l'augmentation des volumes est probablement principalement due à l'exploitation d'algorithmes de *trading* ultra-rapides par les institutions. Principalement, les auteurs démontrent que le rendement du S&P500 est devenu plus sensible à certaines stratégies quantitatives telles que les rendements à un mois de décalage ou encore le ratio cours-valeur comptable.

3. La volatilité

Nous l'avons vu, les nouvelles technologies et principalement les THF seraient responsables d'une augmentation de la volatilité et du risque. Maintenant que nous avons développé le rôle des nouvelles technologies sur les volumes d'échanges et les implications des volumes sur la qualité des marchés, penchons-nous sur notre deuxième variable d'intérêt : la volatilité.

3.1 Pourquoi la volatilité est-elle non désirable ?

La volatilité, ou variance des rendements autour de la moyenne, mesure le risque financier de détenir un titre. Elle est fortement utilisée en gestion de risque. Une volatilité élevée n'est désirable ni pour les investisseurs, ni pour les sociétés. En effet, face à un titre plus volatile, donc plus risqué, les investisseurs réclament un rendement plus élevé pour détenir ce titre. Cette prime de risque réclamée par les investisseurs augmente le coût du capital d'une compagnie, empêchant des projets moins rentables d'être réalisés et ajoute une pression sur les dirigeants. Le risque de faillite est donc plus élevé, et les dommages sociaux plus fréquents. De plus, les demandes en dividendes seront plus élevées augmentant la pression sur les dirigeants ainsi que le risque de procès conduits par les actionnaires.

Cependant, la volatilité est nécessaire dans bon nombre de stratégies d'investissement à court termes. En effet, si les écarts à la moyenne vers le bas sont néfastes pour les investisseurs en position longue, ils sont désirables pour les investisseurs pouvant effectuer des positions courtes (e.g les *hedge funds*). De plus, les écarts positifs rendent des positions spéculatives profitables. En effet, si la volatilité d'un titre est élevée, un achat en période de baisse et une revente en période de hausse permet à un investisseur chanceux de réaliser un profit. La volatilité se retrouve donc être un bien pour les investisseur à court terme.

Selon une étude du Crestmont Research (2011), au plus la volatilité est élevée, au plus la probabilité de récession sera élevé, tandis qu'une volatilité plus faible indiquerait un marché en hausse !

3.2 Mesure de la volatilité

La volatilité, mesurée par l'écart-type ou la variance, est un des concepts les plus importants en finance car elle est une mesure du risque. En effet, au plus la volatilité est grande, au plus un actif sera considéré comme risqué car les variations de prix plus importantes peuvent potentiellement aboutir à de plus grandes pertes et conduire à plus d'incertitude. La volatilité est également utilisée dans des modèles d'établissement de prix des options, comme par exemple le modèle Black et Scholes (1973).

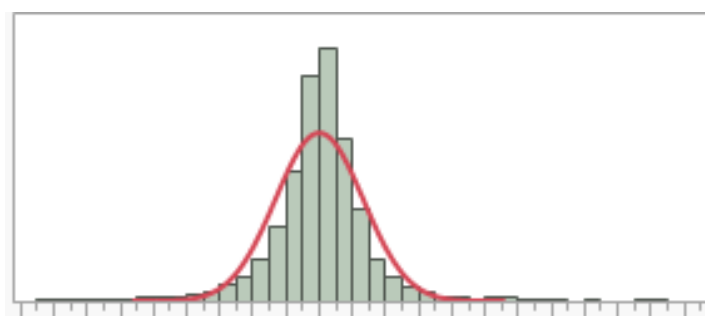
Il est important de modéliser la volatilité quand on utilise des données financières car ces séries suivent rarement une relation linéaire. En effet, les modèles linéaires ne permettent pas d'expliquer certains phénomènes récurrents aux données financières tels que :

1. La leptokurticité : l'utilisation de l'écart-type des rendements comme mesure du risque suppose que les rendements suivent une loi normale. Or dans la plus part des cas, les données financières sont leptokurtiques. En effet, la fonction de répartition possède de plus grosses queues et un pic pointu. Les séries chronologiques leptokurtiques ont tendance à manifester une plus grande fréquence d'événements extrêmes qu'une série normalement distribuée.

Par exemple, le Graphique 1 représente l'histogramme des rendements de l'Eurostoxx 50 de janvier 1987 à mai 2015. Le coefficient d'aplatissement⁷ est de 5.85. Une série normalement distribuée possède un coefficient d'aplatissement de 3. La série des rendements possède donc un sommet plus pointu que la loi normale représentée sur le graphique par un trait rouge.

Graphique 1: Distribution des rendements de l'Eurostoxx 50 de janvier 1987 à mai 2015

Le trait rouge représente une loi normale. Sur ce graphique, la distribution des rendements possède un sommet plus pointu que la loi normale.



Source : Analyse personnelle sur JMP

2. Les regroupements de volatilité ou *volatility cluster*: correspond à la tendance que possèdent les séries financières à manifester des périodes de haute ou de forte variance. C'est-à-dire que de hauts rendements ont tendance à suivre une suite de hauts rendements et vice-versa. Une possible explication de ce phénomène est que les arrivées d'informations se suivent généralement plutôt que d'être espacées dans le temps (Brooks, 2014). En d'autres mots, la variance évolue dans le temps.

Le Graphique 2 décrit les rendements de l'Eurostoxx 50 de janvier 1987 à mai 2015. Comme nous pouvons le constater, la volatilité des rendements n'est pas la même durant la période d'analyse. Prenons comme exemple la période de janvier 2004 à janvier 2007 (1) et de 2007 à 2013 (2). Il est aisé de constater graphiquement que les rendements sont bien plus volatiles

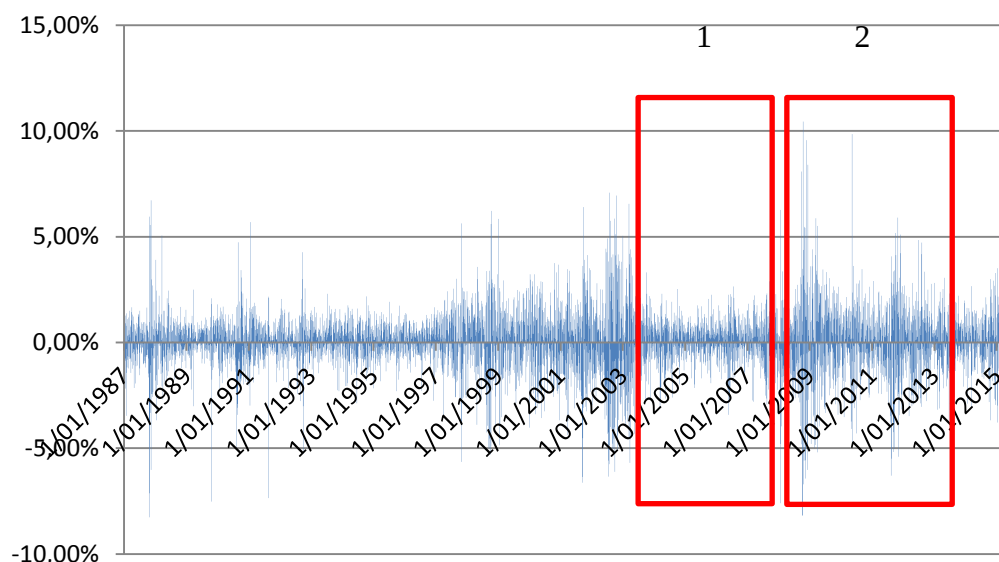
⁷ Mesure de la leptokurticité, pour plus de détail voir section B-3: Les données.

durant la seconde période que la première. Une série chronologique pour laquelle la variance n'est pas constante dans le temps est hétéroscédastique⁸.

Graphique 2: Rendements de l'Eurostoxx 50 de janvier 1987 à mai 2015

Ce graphique démontre que les rendements de l'Eurostoxx 50 manifeste des périodes de haute et de forte volatilité.

En d'autres termes sa série semble être hétéroscédastique.



Source : Datastream

3. Les effets de levier : la tendance que renferme la volatilité à augmenter davantage après une large baisse des prix qu'après une large augmentation des prix de la même amplitude (Brooks, 2014).

Il est donc plus judicieux en manipulant des données financières d'utiliser des modèles de type ARCH⁹ (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) qui sont linéaire sur la moyenne mais non-linéaires sur la variance. Ils sont des plus utiles pour modéliser la volatilité car ils permettent aux séries de se comporter différemment à différents points dans le temps. Ce type de modèle est des plus populaires et utiles pour modéliser ou estimer la volatilité conditionnelle (Brooks, 2014).

Pour déterminer si un modèle de type non-linéaire est nécessaire, il convient de se rapporter à la théorie financière pour déterminer si la relation entre les deux variables est elle-même linéaire. Si la relation n'est pas claire, il existe pléthore de tests statistiques à effectuer afin de déterminer la linéarité ou non d'un modèle. L'un des tests des plus populaires est celui de

⁸ Inversement, si la variance est constante la série est dite homoscedastique.

⁹ Ce modèle sera explicité plus tard dans le texte.

Ramsey (1969), le RESET (*Regression Equation Specification Error Test*). Ce test est assez simple, il suffit d'utiliser les estimations du modèle à d'ordre supérieur (e.g. $\widehat{y}_t^2, \widehat{y}_t^3$) dans une régression auxiliaire. La régression dite auxiliaire est une régression dans laquelle les valeurs de la variable dépendante estimée sont intégrées dans une nouvelle régression en utilisant des ordres supérieurs. La régression auxiliaire peut s'écrire :

$$y_t = \alpha_1 + \alpha_2 \widehat{y}_t^2 + \alpha_3 \widehat{y}_t^3 + \dots + \alpha_p \widehat{y}_t^p + \sum \beta_i x_{it} + \vartheta_t \quad (3)$$

Où y_t^n est l'estimation de la variable dépendante au degré n , β_i est l'estimation du coefficient attribué à la variable x_{it} et ϑ_t est un terme d'erreur aléatoire (normalement distribué). Ensuite, il convient de vérifier si les coefficients des estimateurs α_n sont conjointement différents de zéro. S'ils sont tous significativement différents de zéro, alors on peut conclure que la forme fonctionnelle du modèle est correcte et que le modèle est bien linéaire, car les valeurs au carré ou à d'autres degrés n'expliquent pas les variations de la variable dépendante. Pour tester cela statistiquement, il faut obtenir la valeur du R^2 de la régression, le test statistique correspondant est $TxR^2 \sim \chi^2(p-1)$. Si la valeur du test est supérieure à la valeur critique, l'hypothèse H_0 que la forme fonctionnelle est correcte est rejetée.

3.3 Modèle de volatilité

L'une des manières les plus simples et directes d'estimer la volatilité est d'utiliser les données historiques des rendements et d'en calculer l'écart-type qui sera ensuite utilisé comme valeur estimée de la volatilité. L'écart-type est la racine carrée de la variance et se calcule de la sorte :

$$s_t = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(r_i - \bar{r})^2}{N-1}} \quad (4)$$

Où s_t est l'écart-type de l'échantillon, r_i est le rendement en i , $\bar{r}$ est le rendement moyen durant la période et N est la taille de l'échantillon. Le rendement se calcule :

$$r_i = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (5)$$

Où P_t est le prix de l'indice ou de l'action en t et P_{t-1} est le prix en $t-1$. Il existe d'autres méthodes pour calculer la volatilité de manière plus fidèle à la réalité. En effet, en utilisant les valeurs historiques pour calculer la volatilité, de récents changements dans le comportement des prix auront un poids moindre sur l'écart-type. Cet effet sera d'autant plus grand si

l'échantillon est d'une taille imposante. Pour remédier à cela, le modèle EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*) a été créé. Ce modèle permet de donner plus de poids aux dernières observations et de ce fait de donner une vision plus récente de la volatilité actuelle. De plus, le poids associé à une seule observation diminue avec la présence de nouvelles observations, ce qui permet également de diminuer l'impact d'un gros choc (e.g. le *Flash Crash* du 6 mai 2010 où le Nasdaq, le S&P500 et le Russel 2000 ont perdu plus de 9% en à peine 10 minutes avant de recouvrir la quasi-totalité de la perte dans les minutes qui suivirent). L'EWMA peut s'écrire sous cette forme :

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) \sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j (r_{t-j} - \bar{r})^2 \quad (6)$$

Où σ_t^2 est l'estimation de la variance pour la période t , $\bar{r}$ est la moyenne des rendements durant la période et λ est le facteur de décroissance associé qui détermine le poids associé aux observations les plus récentes. Selon RiskMetrics, un producteur de logiciel de mesure du risque, le facteur de décroissance optimale devrait être 0.94. Ce chiffre est également utilisé dans la plupart des études utilisant ce facteur de décroissance.

Cette méthode d'estimation de la volatilité est sujette à quelques défauts (Brooks, 2014). Premièrement, étant donné qu'en pratique, des séries infinies ne sont pas utilisables, la somme des poids associés ne sera pas égale à 1, et par conséquent dans le cas d'un petit échantillon, les effets pourraient être importants dans le calcul d'EWMA. Deuxièmement, contrairement aux modèles de types GARCH, l'EWMA ne prend pas en considération l'effet de retour à la moyenne qui est récurrent dans les séries de volatilité. En effet, si la volatilité est supérieure à sa moyenne, elle aura tendance à tomber vers la valeur moyenne au fil du temps et inversement. Cependant, ce phénomène n'est pas pris en compte par le modèle ENWA, mais bien par les modèles de types GARCH.

3.3.1. Modèle autorégressif de volatilité

Pour pouvoir utiliser les modèles autorégressif de volatilité nous avons besoin d'une série chronologique de la volatilité. Il est donc nécessaire, afin d'obtenir une série de volatilité, de calculer la volatilité pour chaque observation de l'échantillon. Pour ce faire, la volatilité journalière est calculée en utilisant l'un de ces deux proxys : les rendements journaliers au carré ou l'écart journalier (entre le plus haut et le plus bas prix). Chacun de ces calculs est effectué à chaque point t , et l'ensemble de ces observations devient une série chronologique (Brooks, 2014). L'écart journalier se calcule de la sorte

$$\sigma_t^2 = \log\left(\frac{high_t}{low_t}\right) \quad (7)$$

En utilisant soit l'écart journalier ou les rendements au carré, un modèle autorégressif standard est utilisé, en utilisant la méthode OLS (*Ordinary Least Squarre*) pour déterminer les estimateurs β_i . Le modèle s'écrit sous la forme ARMA (*Autoregressive Moving Average*).

Un modèle ARMA est utiliser pour modélisé les séries chronologiques. Il est une combinaison entre un modèle AR(p)¹⁰ (*Autoregressive*) et un modèle MA(q)¹¹ (*Moving Average*). Dans un modèle AR(p), les valeurs y dépendent de leurs propres valeurs avec p degrés décalage et d'un terme de nuisance aléatoire. Tandis que dans un modèle MA(q) les valeurs y dépendent des termes d'erreur avec q degré de décalage et d'un terme nuisance aléatoire (Brooks, 2014). Par conséquent, dans un modèle ARMA(p,q) la valeur y d'une série chronologique dépend à la fois de ses propres valeurs décalées y_{t-p} mais également de ses valeurs passées et présentes des termes d'erreurs u_{t-q} . Le modèle s'écrit :

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} + u_t \quad (8)$$

Avec $E(u_t) = 0$, $E(u_t^2) = \sigma^2$, $E(u_t u_s) = 0$, $t \neq s$

Nous proposons dans le Tableau 4 un résumé des valeurs de la volatilité selon les différentes mesures exposées (écart-type, rendement au carré, log des écarts journaliers, EWMA). Comme nous pouvons le constater, l'écart-type et la moyennes des rendements au carré sont très proches. Cela provient du fait que la moyenne des rendements est très proche de zéro et influence donc très peu le calcul de l'écart-type. La moyenne des logs des écarts journaliers propose la plus faible valeur. Notons que cette mesure correspond plutôt à un calcul de la variance intrajournalière. L'EWMA est plus faible que l'écart-type et la moyenne des rendements au carré. Cela est probablement dû au fait que la volatilité fut plus faible à la fin de l'échantillon.

¹⁰ Avec p degrés de décalage.

¹¹ Avec q degrés de décalage.

Tableau 4: Comparaison des mesures de volatilité de l'Eurostoxx 50 de 1987 à 2015¹²

Ce tableau propose un résumé des différentes mesures de volatilité telles qu'explicitées dans le texte

Mesures	
EWMA	0,011456
Ecart-type	0,013223
Moyenne des r^2	0,013226
Moyenne des logs des écarts	0,08795

Source : Analyse personnel, les données proviennent de Datastream

3.3.2 Modèle ARCH

En finance, un modèle particulièrement utilisé pour modéliser les relations non-linéaires est le modèle ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) proposé par Engle (1982). Comme précisé plus tôt, il est peu probable qu'une série chronologique issue de données financières soit homoscédastique. Par conséquent, la variance des erreurs n'étant pas constante dans l'échantillon, une des hypothèses de base du CLRM (*Classic Linear Regression Model*) est violée et donc notre estimation de la variance sera biaisée et risque de perturber l'inférence statistique (Brooks, 2014). Ce sont les raisons pour lesquelles il est préférable d'utiliser un modèle qui ne suppose pas que la volatilité des termes d'erreurs soit constante. Ce modèle permet de capturer des effets tels que les regroupements de volatilité en imposant une structure autorégressive sur la variance conditionnelle permettant au choc de persister dans le temps (Lamoureux et Lastrapes, 1990).

Le modèle ARCH utilise la variance conditionnelle et non la variance inconditionnelle. La distinction entre ces deux termes est la même que celle entre la moyenne conditionnelle et inconditionnelle. La variance conditionnelle s'écrit :

$$h_t^2 = \text{var}(u_t | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) = E[(u_t - E(u_t))^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots] \quad (9)$$

En considérant que $E(u_t) = 0$, nous pouvons réécrire :

$$h_t^2 = \text{var}(u_t | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) = E[u_t^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots] \quad (10)$$

¹² Pour la mesure des logs des écarts, l'échantillon considéré commence en 1998.

Autrement dit, la variance conditionnelle d'une série ayant pour moyenne zéro, est égale à la moyenne de ses erreurs conditionnelles au carré. Le modèle ARCH(1)¹³ s'écrit donc :

$$Y_t = \sum \beta_i x_{it} + u_t \quad (11)$$

Où $u_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ et :

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 \quad (12)$$

L'équation (12) n'est qu'un modèle partielle, il permet d'expliquer comment la volatilité conditionnelle se comporte. Le modèle en lui-même (11), celui qui tente d'expliquer l'évolution de Y_t lui, peut revêtir n'importe quelle forme souhaitée.

Le modèle ci-dessus est le modèle ARCH(1), car il ne dépend que d'une seule valeur de ses précédents termes d'erreurs. Ce modèle peut être étendu à autant de degrés de décalage que souhaité. Le modèle ARCH(q) peut alors revêtir cette forme :

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (13)$$

Cependant ce modèle comporte encore quelques défauts qu'il conviendra de corriger en utilisant le modèle GARCH dans notre analyse (Brooks, 2014). En effet, il n'est pas facile de déterminer avec exactitude le nombre de décalage à utiliser pour capturer tous les composants de la volatilité. Le nombre de décalage requis pour capturer tous les effets peut-être considérablement grand, rendant notre modèle complexe. De plus, pour avoir du sens, tous les paramètres doivent être non-négatifs étant donné que h_t^2 est une variance. Il est en effet fortement probable que cette condition soit violée si le nombre de décalage est conséquent.

Pour tester s'il existe un « effet ARCH » dans les résidus des rendements de l'Eurostoxx de 1987 à 2015, nous allons suivre la procédure proposée par Brooks (2014, p426). Pour ce test, il est nécessaire d'effectuer la régression des termes d'erreurs au carré de q décalage sur les termes d'erreurs au carré sans décalage. Le test peut être vu comme un test d'autocorrélation des résidus au carré. La régression s'écrit :

$$u_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (14)$$

¹³ Le modèle ARCH(1) correspond à un modèle ARCH avec un degré de décalage.

Nous testerons l'hypothèse qu'il existe un effet ARCH en utilisant 5 degrés de décalage. Afin d'obtenir les résidus au carré, nous estimerons un modèle ARMA(1,1) en utilisant les rendements logarithmiques journaliers de l'Eurostoxx 50 de 1987 à 2015.

Le Tableau 5 présente les résultats du modèle ARMA(1,1).

Tableau 5: Résultats du modèle ARMA (1,1) des rendements de L'Eurostoxx 50 de 1987 à 2015

Ce tableau décrit les résultats du modèle ARMA(1,1) des rendements de l'Eurostoxx50 :

$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \theta_1 u_{t-1} + u_t$ où ϕ_1 est le paramètre associé à l'effet AR(1) et θ_1 est le paramètre associé à l'effet MA(1).

Terme	Décalage	Estimation	Erreur standard	t-ratio	Prob. > t
AR(1)	1	0,69307	0,081913	8,46	<,0001
MA(1)	1	0,723881	0,078128	9,27	<,0001
Constante	0	0,000288	0,000143	2,02	0,0438

Source : Analyse personnel sur JMP

Le Tableau 6 décrit les coefficients de la régression utilisée pour tester l'effet ARCH(5). Chacun de ses coefficients étant statistiquement différent de 0, il est fort probable que l'hypothèse jointe que tous les coefficients soient différents de zéro conduise à la même réponse. Le R^2 de la régression est de 17.26%, le test statistique suit une chi-carré de 5 degrés de liberté : $TxR^2 \sim \chi(5)$

L'échantillon comporte 7332 observations, la valeur du test est donc de 1265,5032 et conduit au rejet¹⁴ de l'hypothèse $H_0 : \alpha_1 = 0, \alpha_2 = 0, \alpha_3 = 0, \alpha_4 = 0, \alpha_5 = 0$, suggérant la présence d'un effet ARCH dans les rendements de l'Eurostoxx 50.

Tableau 6: Test de l'effet ARCH : coefficient de la régression des termes erreurs au carré sur ses propres valeurs à différents degrés de décalage

Ce tableau décrit les résultats de la régression testant l'effet ARCH :

$u_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2$ où u_t^2 est les termes d'erreurs au carré de la régression ARMA(1,1) du Tableau 5.

Terme	Estimation	Erreur standard	t-ratio	Prob. > t
Constante	6,11E-05	5,95E-06	10,27	<,0001
u2(t-1)	0,064647	0,011536	5,6	<,0001
u2(t-2)	0,160127	0,011473	13,96	<,0001
u2(t-3)	0,145725	0,0115	12,67	<,0001
u2(t-4)	0,121181	0,011473	10,56	<,0001
u2(t-5)	0,158434	0,011536	13,73	<,0001

Source : Analyse personnelle sur JMP

¹⁴ La valeur critique d'une chi-carré avec 5 degrés de liberté est de 0.4117 et 11.070 pour un significativité de 5%.

3.3.3 Modèle ARCH généralisé

Le modèle GARCH est largement utilisé dans la littérature pour modéliser la variance conditionnelle, il fut initialement proposé par Bollerslev (1986). Ce modèle permet à la variance de dépendre de ses propres valeurs décalées. Le modèle GARCH (1,1)¹⁵ s'écrit sous la forme suivante :

$$Y_t = \sum \beta_i x_{it} + u_t \quad (15)$$

$$u_t | (u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) \sim N(0, h_t) \quad (16)$$

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}^2 \quad (17)$$

Ce modèle permet de capturer toutes les informations passées pouvant être utiles dans l'explication de la variance conditionnelle. En effet, ce modèle est parcimonieux dans le sens où il explique avec seulement trois paramètres l'ensemble des décalages possibles. Il est aisé de démontrer que h_t^2 comportant h_{t-1}^2 comporte également une infinité de u_t^2 à différents degrés de décalage. Si les paramètres β_i et α_i sont positifs, cela signifie que les chocs persistent dans le temps. L'intensité de cette persistance s'explique par l'intensité de la relation (Lamoureux et Lastrapes, 1990). Le Tableau 7 présente les résultats du modèles GARCH(1,1) avec les rendements de l'Eurostoxx 50 de 1987 à 2015. Tous les coefficients sont statistiquement significatifs, ce qui suggère que le modèle décrit bien les données. La somme $\alpha_1 + \beta_1$ est quant à elle très proche de l'unité.

Tableau 7: Résultats du modèle GARCH(1,1) des rendements de L'Eurostoxx 50 de 1987 à 2015

Ce tableau décrit les résultats du modèle GARCH(1,1) des rendements de l'Eurostoxx50 :

$Y_t = \sum \beta_i x_{it} + u_t$, $h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}^2$ où α_1 est le paramètre associé à l'effet AR(1) et β_1 est le paramètre associé à l'effet MA(1) sur la variance conditionnelle.

	Estimation	Erreur standard	t-ratio	Prob. > t
α_0	0.0293533	0.003472	3.08	0.002
α_1	0.101150	0.007350	7.89	0.000
β_1	0.881831	0.007842	64.5	0.000
$\alpha_1 + \beta_1$	0,982981			

Analyse personnel sur OxMetric6

¹⁵ Le modèle GARCH(1,1) correspond à un modèle ARCH avec un degré de décalage dans les erreurs et les variances conditionnelles décalées.

4. La relation prix-volume

Nous venons d'exposer les principales mesures de volatilité présentes dans la littérature. Maintenant penchons-nous sur le lien entre la volatilité et les volumes d'échanges.

Girard et Omran (2009) investiguent la relation entre les volumes des transactions et la volatilité des prix des actions dans le CASE (*Cairo and Alexandria Stock Exchange*). Cette analyse est particulièrement intéressante en ce sens où ils analysent l'impact de certaines réformes du marché égyptien sur la relation volume-volatilité avant et après mai 2001. Ce marché était en plein essor durant la période d'analyse (janvier 1998 à mai 2005). La libéralisation de ce marché ainsi que les réformes ont attiré bon nombre d'investisseurs étrangers, notamment grâce à l'implémentation d'une plateforme de transaction automatique ainsi que par l'inclusion de CASE dans le *Morgan Stanley Capital International Emerging Markets Free Index*.

Initialement, Lamoureux et Lastrapes (1990) suggèrent l'utilisation des volumes des transactions comme proxy des flux d'informations journaliers dans un modèle de type GARCH pour ce type d'analyse.

Lamoureux et Lastrapes (1990) ont étudié les effets des volumes dans le modèle GARCH. En effet, les résultats de leurs études démontrent que les volumes utilisés comme proxy pour les flux d'informations possèdent un lien explicatif des variations des rendements journaliers. En effet, la structure autorégressive du modèle ARCH proposé par Engle (1982) permet aux chocs de volatilité de persister dans le temps et explique les phénomènes économiques de regroupements de volatilité connu des séries de rendement financier. Spécifiquement, le modèle utilisé par les auteurs est le suivant :

$$r_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t \quad (18)$$

$$\varepsilon_t | (\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots) \sim N(0, h_t) \quad (19)$$

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}^2 + \alpha_3 V_t \quad (20)$$

Où r_t est le taux de rendement, μ_{t-1} est la moyenne conditionnelle avec un degré de décalage, ε_t le terme d'erreur, h_t^2 est la variance conditionnelle, et V_t est les volumes. Pour mesurer la persistance de la variance à travers le temps, les auteurs utilisent la somme $\alpha_1 + \alpha_2$, au plus cette somme se rapproche de l'unité, au plus les chocs persistent dans le temps (Lamoureux et

Lastrapes, 1990). Si en ajoutant V_t au modèle les variables α_1 et α_2 deviennent statistiquement non significatives, alors les volumes sont autocorrélés.

Ces résultats démontrent que les résidus passés au carré et la variance passée au carré ont très peu de pouvoir explicatif sur la variance une fois que les volumes utilisés comme proxy pour les flux d'informations sont incorporés aux modèles.

Cependant, Girard et Omran (2009) suivent les recommandations de Glosten et al.(1993) et Zakoian (1994) en utilisant un modèle GARCH asymétrique, le T-GARCH (*Threshold GARCH*). Ce modèle permet de capturer l'asymétrie provoquée par le fait que les chocs négatifs ont plus d'impact sur la volatilité que les chocs positifs. Le modèle permet également de capturer les effets d'agglomération de volatilité, c'est-à-dire les périodes où la volatilité est plus ou moins élevée qu'à d'autres moments car une série de grandes hausses des prix tend à suivre une autre et inversement. Il existe plus de périodes d'agglomération de volatilité durant le premier sous-échantillon. L'inclusion des volumes dans le modèle ne réduit que légèrement l'effet GARCH.

Dans leur analyse des marchés égyptiens, les auteurs utilisent deux mesures des volumes : les volumes attendus et les volumes non attendus. Pour permettre l'isolation des volumes attendus et inattendus, les auteurs utilisent un modèle ARMA (p,q), où les valeurs estimées seront les volumes attendus, tandis que les erreurs d'estimation seront les volumes inattendus. La relation entre volatilité et volume attendu est négative tandis qu'avec volume inattendu, la relation est positive (Girard et Omran, 2009). Ces résultats supposent donc que l'information inattendue transmette plus de volatilité, ce qui semble persistant avec la théorie économique. Finalement, la relation entre les volumes et la volatilité est plus élevée durant la deuxième sous-période. C'est dans cette sous-période que le marché égyptien est plus ouvert et plus informatisé, ceci semble correspondre à nos hypothèses.

Un des articles étant le plus cité dans cette littérature est celui de Tauchen et al. (1992) intitulé *Stock Prices and Volume*. En utilisant des données de NYSE de 1928 à 1987, les auteurs ont trouvé les relations suivantes entre les prix et les volumes des transactions :

- Il existe une corrélation positive entre la volatilité conditionnelle et les volumes
- Les hautes hausses de prix sont suivies par de hauts volumes
- L'utilisation des volumes décalés dans leur modèle atténue l'effet de levier

- Après avoir ajouté les volumes décalés, il existe une relation positive entre le risque et le rendement

Pour ce faire, les auteurs ont ajouté dans leur modèle plusieurs variables muettes afin d'isoler certain effets de saisonnalité qui pourraient affecter la volatilité et les volumes. Ils ont donc ajouté une variable pour chaque jour de la semaine (du mardi au samedi). Ils ont également ajouté une variable pour chaque jour non ouvrable précédant un jour ouvrable, de manière à isoler les effets week-ends et jours fériés. Pour contrôler les effets que chaque mois pouvait engendrer, ils ont ajouté une variable pour chaque mois allant de mars à novembre. Afin d'isoler l'effet de « janvier » bien connu des marchés financiers, ils ont rajouté une variable pour chaque semaine de décembre à janvier. En effet, il a été observé durant le mois de décembre que certains investisseurs tendaient à vendre leurs positions pour des raisons liées à la fiscalité et à les racheter en janvier. Leur échantillon comportant des données datant de la seconde guerre mondiale, une variable a été rajoutée pour chaque année de 1941 à 1945, année où les marchés financiers ont fonctionné au ralenti. Après avoir ajusté leurs données à ces différents effets, les résultats obtenus par les auteurs confirment également une relation positive entre les volumes et la volatilité. De plus, selon leurs résultats, de larges hausses de prix sont accompagnées de larges hausses des volumes, et également pour de large baisse de prix.

Dans Kaizoji (2013), l'auteur conduit une analyse des propriétés statistiques des rendements et des volumes des transactions. Il démontre que quand les interactions entre les agents s'amplifient, les rendements et les volumes suivent une loi de puissance. C'est-à-dire que la fréquence diminue lentement quand la taille de l'évènement augmente. L'auteur utilise une base de données comprenant les rendements et les volumes d'actions cotées à la bourse de Tokyo entre 1975 et 2002. Pour expliquer ses résultats l'auteur propose le modèle suivant.

Dans leur modèle, le marché des actions est composé de deux types de *traders* : les fundamentalistes qui utilisent les informations publiques disponibles sur les sociétés cotées afin de dériver leur valeur et les suiveurs. Essentiellement, selon Gordon (1962) et dans la théorie financière, la valeur fondamentale d'une action est estimée en estimant les *cash-flows* futurs $\widetilde{CF}_t$, et en les actualisant en utilisant un taux d'escompte r .

$$\sum_{t=1}^{\infty} \frac{\widetilde{CF}_t}{(1+r_t)^t} \quad (21)$$

Le deuxième groupe d'agents présents sur le marché est celui des « suiveurs » qui tendent à être influencé par le choix des autres *traders*. Les suiveurs sont des agents qui exécutent des échanges de manière aléatoire (Kyle, 1985), ils basent leur spéculation sur leur perception du marché mais rien de plus. Leur fonction de demande est de type :

$$Q_j^S = bnX_j \quad (22)$$

Où Q_j^S est la variable représentant les quantités demandées par les suiveurs pour le titre j , b est la quantité fixe échange par jour, n est le nombre de suiveurs présent sur le marché et où X_j vaut 1 si le suiveur est acheteur et -1 s'il est vendeur.

Les fundamentalistes, eux, basent leur transaction sur les fondamentaux de l'entreprise pour dériver le prix S_j^* de l'action j . Si le prix S_j est en dessous de la valeur fondamentale S_j^* , ces derniers auront tendance à acheter, tandis que lorsque le prix S_j est au-dessus de la valeur fondamentale S_j^* ces derniers auront tendance à fermer leurs positions. Leur fonction de demande est donc de type :

$$Q_j^f = am(\ln S_j^* - \ln S_j) \quad (23)$$

Où Q_j^f est la variable représentant les quantités demandées par le fundamentaliste pour le titre j , a est un paramètre des divergences entre la valeur fondamentale et la valeur réel, m est le nombre de fundamentalistes présents sur le marché, S_j^* est la valeur fondamentale de l'action j et S_j est la valeur du marché de l'action j

De ce fait, le marché étant dicté par les lois de l'offre et de la demande, les quantités demandées pour l'action j peut s'écrire sous cette forme :

$$Q_j^S + Q_j^f = am(\ln S_j^* - \ln S_j) + bnX_j \quad (24)$$

Le prix prévalent sur le marché peut donc être réécrit sous la forme :

$$\ln S_j = \ln S_j^* + \varphi X_j \quad (25)$$

Où $\varphi = \frac{bn}{am}$. Il est donc possible en utilisant l'équation (25) de déterminer plusieurs situation de marché. Quand X_j vaut 0, c'est-à-dire que les suiveurs n'interviennent pas sur le marché, la valeur de l'action est égale à sa valeur fondamentale. Si $X_j > 0$ la valeur du titre j est plus

élevé que ses fondamentaux, le marché est donc du type *bullish* (à tendance haussière). Finalement, si $X_j < 0$ la valeur du titre sera inférieure à ses fondamentaux et le marché sera de type *bearish* (à tendance baissière).

Finalement, les volumes des transactions journalières peuvent être dérivés de l'équation (3) et s'écrire sous la forme :

$$V_j = bn \left(\frac{1 + |X_j|}{2} \right) \quad (26)$$

En utilisant ce modèle (équation 22-26), l'auteur, Kaizoji (2013), montre que quand les interactions entre ces agents s'amplifient, les fonctions de répartition des rendements et des volumes suivent une loi de puissance. Plus important, l'auteur prouve qu'en augmentant le niveau d'interaction des suiveurs dans son modèle, les séries sont de plus en plus volatiles et la fréquence d'apparition d'agglomération de volatilité s'accroît.

Un autre article, Pati (2008), étudie la relation entre la volatilité, les volumes et la profondeur du marché cette fois sur le marché des *futures* d'indice boursier indien. Le marché des *futures* est différent de celui des actions mais certaines implications de ce dernier peuvent s'avérer utiles pour notre analyse. Dans son étude l'auteur utilise les volumes comme mesure de l'activité de spéculation et les intérêts ouverts (le nombre de positions ouvertes sur le marché des actions ou des futures) en tant que mesure de l'activité de *hedging* (couverture face au risque). Comme Girard et Omran (2009), l'étude sépare les volumes et les intérêts ouverts en ses deux composantes : attendus et inattendus. Le modèle utilisé afin d'isoler les effets des volumes et des intérêts ouverts attendu et inattendu est le modèle GARCH. De même, les conclusions sur le marché des futures est que la volatilité des prix des *futures* est positivement lié aux volumes attendus et inattendus tandis que la volatilité est négativement liée aux *intérêts ouverts* attendu. Le coefficient des *intérêts ouverts* inattendus est statistiquement non significatif. Les volumes inattendus ont également un impact plus important sur la volatilité que les volumes attendus.

Selon Hussain (2011), les volumes des transactions contemporaines et décalées ainsi que l'écart de cours acheteur-vendeur ont un faible mais statistiquement significatif effet sur la volatilité des rendements du DAX30¹⁶ (Deutscher Aktienindex). L'échantillon utilisé dans cette étude empirique provient de données à hautes fréquences (5 minutes) durant la période du 5 mai 2004 au 29 septembre 2005. Son étude prouve également qu'il existe une asymétrie

¹⁶ Indice boursier du marché allemand.

dans les effets des volumes sur la volatilité conditionnelle. Pour tester ces différentes relations, l'auteur a divisé les volumes de transactions en ses deux composantes : les volumes attendus et inattendus. Les volumes inattendus sont liés aux flux d'informations disponibles sur le marché. En effet, les investisseurs sont plus sensibles aux informations inattendues et donc réagiront de manière différente. L'impact des volumes inattendus aura donc tendance à être plus important en termes d'effet sur la volatilité que les volumes attendus. L'hypothèse d'analyse formulée serait que la volatilité est positivement liée au volume inattendu et négativement au volume attendu. Le modèle utilisé est de type EGARCH (*Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) avec comme variable explicative le cours acheteur-vendeur et les volumes des transactions contemporaines. Les résultats de ce modèle tendent à prouver qu'il existe une relation positive entre volume et volatilité.

Sabri (2008) a analysé l'impact de l'augmentation des volumes sur la volatilité des marchés arabes. Son étude démontre qu'il y a eu une augmentation des volumes ainsi que de la volatilité durant la période de 1994 à 2006. Selon l'auteur, cette augmentation coïncide avec l'introduction de nouveaux moyens d'échange tels que l'internet et les nouveaux systèmes de cotation rendant les investissements plus accessibles. Mais la principale raison derrière cette hausse est probablement due à l'arrivée de capitaux étrangers face à mondialisation et la levée des restrictions. Par exemple, la valeur totale des titres échangés a augmentée de 42 à 1685 milliards durant la période de 2001 à 2005 et la capitalisation boursière a augmenté six fois durant ces 5 années. L'indice prix AMF (*Arab Monetary Fund*) a quant à lui augmenté de 413.3 en terme de valeur durant la même période. Selon l'auteur, ces avancées ont pour avantage de contribuer à rendre le marché plus mature bien qu'en contrepartie il soit devenu plus volatile.

Selon l'auteur, Sabri (2008), l'augmentation des volumes d'échanges est responsable d'un marché plus volatile. En effet, pour qu'il y ait des mouvements de prix, il faut des volumes. De plus les volumes étant souvent considérés comme proxy à l'arrivée d'informations, une augmentation des volumes est souvent considérée comme une augmentation du risque, ce qui tend à rendre les cours plus volatiles. L'auteur utilise deux sous-échantillons allant de 1994 à 2000 et de 2001 à 2006 afin de comparer les variances. Afin de comparer les mouvements entre les volumes et le prix, la corrélation de Pearson a été utilisée. Les résultats prouvent que l'augmentation récente de volumes d'échange est positivement corrélée avec l'augmentation de la volatilité.

Ashraf (2009) a étudié l'impact des nouvelles technologies et particulièrement d'internet sur les volumes d'échange et la volatilité du marché du Bangladesh. Selon l'auteur, l'introduction de transactions via internet a permis à de nombreuses sociétés de réduire leur personnel ainsi que la quantité de formalités administratives nécessaires. De plus, le *trading* via internet a aussi permis à d'autres investisseurs de prendre part au marché. La réduction des coûts, et des barrières à l'entrée aurait permis d'accroître le nombre d'investisseurs potentiels. Bien que selon (Chordia, Roll, Subrahmanaym 2008), l'augmentation des volumes soit principalement due à une augmentation des avoirs institutionnels, cela n'exclut pas que les investisseurs privés prennent de plus en plus part au marché.

L'accès à internet a grandement facilité les échanges et surtout la recherche d'information. En effet, n'importe quel petit porteur n'aurait qu'à se connecter à internet afin d'y trouver les informations sur n'importe quel société pour évaluer les potentiels d'investissements et de prendre les décisions qui lui semblent les plus justes. Au Bangladesh, les services de courtage via internet furent introduits en 2004 (Ashraf 2009). L'auteur investigate donc l'impact sur les volumes d'échange de l'arrivée de l'internet dans les marchés financiers sur la volatilité des prix. Il utilise un échantillon de données de janvier 2004 à juin 2007, séparé en deux sous-échantillons allant de janvier 2004 à octobre 2005 et de novembre 2005 à juin 2007.

Bien que cette analyse n'implique aucune causalité, l'auteur compare les moyennes et la variance des deux sous-échantillons en utilisant des tests statistiques. Les résultats de ces tests prouvent que la moyenne et la variance des deux sous-échantillons sont statistiquement différentes à un degré de significativité de 1%. De ce fait, on ne pas rejeté que l'introduction des transactions via internet a augmenté la volatilité du marché bangladais.

En résumé, la littérature et les analyses s'accordent pour dire que les volumes et la volatilité ont augmentés ces 25 dernières années. De nombreuses études rapportent qu'il existe un lien positif entre ces deux variables. Schwert (1989) trouva des preuves d'une relation entre l'activité de *trading* et la volatilité, plus particulièrement l'acroissement des volumes d'échanges est lié à l'augmentation de la volatilité. Saatcioglu et Starks (1998) trouvèrent que les volumes étaient responsables de la volatilité des prix sur les marchés émergents. Jones et al. (1994) documentent également une relation positive entre les nombre de transaction et l'amplitude de la variation des prix. Girard et Omran (2009) prouvent que l'arrivée des nouvelles technologies sur le marché égyptien conduit à plus de volume et de volatilité. Song et al. (2005) étudient le rôle du nombre de transactions, de la tailles des transactions sur la

relation volume-volatilité et découvrent que le principal conducteur de la volatilité est le nombre de transactions. Finalement, Chordia, Roll, Subrahmanaym (2008) démontrent que la nouvelle tendance des volumes peut être associée aux activités des sociétés de *trading* à haute fréquence.

PARTIE B:

ANALYSE EMPIRIQUE

Maintenant que le cadre théorique est introduit, intéressons-nous de plus près aux marchés européens et tentons de déterminer si les arrivées des nouvelles technologies et méthodes de *trading* ont rendues les marchés plus risqués.

Cette recherche s'intéresse aux nouvelles technologies d'échange d'informations et aux nouveaux procédés de *trading*, et tente de comprendre leurs effets sur le risque des marchés financiers. Dans ce but, nous nous intéresserons principalement à la relation liant les volumes d'échanges à la volatilité. Il a été déterminé que les nouvelles technologies, principalement le *trading* via des plateformes informatisées et les sociétés utilisant des algorithmes de *trading* à haute fréquence (THF), tendent à augmenter les volumes journaliers (McGowan, 2011).

L'analyse empirique s'articule selon plusieurs sections. Premièrement, nous présenterons la méthodologie de notre travail. Nous y rappellerons les modèles utilisés, les hypothèses à tester ainsi que les raisons du choix de la date servant de base à notre analyse. Ensuite, dans la section consacrée au marché, nous présenterons brièvement la zone euro, ses caractéristiques, ainsi qu'une brève analyse des volumes et de la volatilité du marché. Puis, nous présenterons notre échantillon accompagné des tests statistiques nécessaires au bon fonctionnement de nos modèles GARCH et tests statistiques. Finalement, nous présenterons les résultats de notre recherche suivie de ses limitations éventuelles et ses implications. Nous conclurons ce travail par quelques commentaires personnels de l'auteur.

1. Méthodologie

La première étape de ce travail consistera à prouver que les volumes possèdent un pouvoir explicatif de l'évolution de la volatilité. Pour ce faire, nous utiliserons le modèle GARCH proposé par Bollerslev (1986). Notre échantillon de données comporte 20 actions provenant de pays de l'eurozone et faisant partie de l'indice Eurostoxx 50. Ces données seront introduites dans la partie « Les données » (voir supra). Après avoir présenté quelques statistiques descriptives, nous calculerons la variance conditionnelle h_t^2 pour chacun des titres présents dans notre échantillon. La variance conditionnelle se calcule en utilisant le modèle GARCH(1,1) :

$$r_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t \quad (27)$$

$$\varepsilon_t | (\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots) \sim N(0, h_t) \quad (28)$$

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}^2 \quad (29)$$

Où r_t est le taux de rendement, μ_{t-1} est la moyenne des rendements avec un degré de décalage, ε_t le terme d'erreur, h_t^2 est la variance conditionnelle, α_1 et α_2 sont les paramètres des résidus au carré et de la variance conditionnelle à un degré de décalage. Ce modèle est estimé en utilisant le logiciel OxMetric 6.0, la méthode d'estimation pour ce type de modèle est le maximum de vraisemblance. En effet, le modèle n'étant pas linéaire, il n'est pas possible d'utiliser l'estimateur OLS (*Ordinary Least Squares*). La méthode OLS a pour but de minimiser la somme des résidus au carré (RSS¹⁷). Dans le modèle GARCH, les résidus dépendent seulement de la moyenne conditionnelle (27) et pas de la variance conditionnelle (29) Il en résulte donc que cette méthode ne peut être utilisée dans notre cas (Brooks, 2014). La méthode de maximum de vraisemblance tente quant à elle de rechercher la valeur des estimateurs la plus vraisemblable en fonction des données du modèle. De manière générale, une fonction *log-likelihood* (LLF) est formée et les valeurs des paramètres qui maximisent cette fonction sont recherchées¹⁸ (Brooks, 2014).

Le premier modèle représenté par les équations (27) (28) (29) aura pour but d'analyser s'il existe bel et bien un effet GARCH dans nos données. Ensuite, en suivant la méthodologie proposée par Lamoureux et Lastrapes (1990), nous calculerons un deuxième modèle GARCH(1,1) en y ajoutant cette fois-ci les volumes d'échanges dans l'équation de la variance conditionnelle :

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}^2 + \alpha_3 V_t \quad (30)$$

Où V_t est une mesure des volumes d'échanges journaliers. Si α_3 s'avèrent être statistiquement différent de zéro, alors nous pouvons affirmer que les volumes possèdent un pouvoir explicatif de la variance des rendements journaliers. De plus, nous calculerons le degré de persistance de la volatilité des rendements dans le modèle GARCH(1,1) où nous avons ajouté les volumes. Le degré de persistance se calcule dans l'équation (29), il est mesuré en additionnant α_1 et α_2 . En effet, au plus cette somme se rapproche de l'unité, au

¹⁷ Cet acronyme vient de l'anglais *Residual Sum of Squares*.

¹⁸ Pour plus de détails concernant la méthode de maximum de vraisemblance voir Brooks (2014, p431-435).

plus la variance persiste dans le temps. Selon Lamoureux et Lastrapes (1990), si nous ajoutons la mesure des volumes d'échanges à l'équation de la variance conditionnelle, alors les effets GARCH devraient devenir statistiquement non significatifs (α_1 et $\alpha_2 = 0$). En d'autres mots, la mesure des volumes d'échanges est censée absorber les effets de persistance de la volatilité dans l'équation de la variance conditionnelle. Nous testerons donc si α_3 est statistiquement différent de zéro, et si $\alpha_1 + \alpha_2$ est statistiquement égale à zéro pour chacune des régressions en utilisant le modèle représenté par les équations (27) (28) (30) sur les 20 actions qui composent notre échantillon.

Une fois que nous aurons plus d'informations concernant la relation liant les volumes à la volatilité, il conviendra de vérifier si les volumes ont réellement augmenté durant notre période d'analyse. Pour ce faire nous diviserons notre échantillon en deux sous-échantillons pour chacun des titres présentés dans la partie concernant les données.

Nous avons choisi la date du 22 septembre 2000 pour séparer notre échantillon en deux. Cet événement historique correspond à la création de l'Euronext. L'Euronext est le fruit de la fusion de plusieurs grandes places boursières européennes. Il regroupe les bourses d'Amsterdam, Bruxelles, Londres, Lisbonne et Paris. Depuis la création de l'Euronext, tous les titres présents sur chacun de ces marchés sont maintenant échangés sur une plateforme unique et harmonisée. Sa création marque un trait définitif entre deux époques. En effet, l'époque des échanges à la criée fut définitivement terminée pour laisser place à une toute nouvelle ère informatisée et centralisée. A sa création, l'Euronext fonctionnait selon le système de la bourse de Paris, le NSC¹⁹ (Nouveau Système de Cotation). Tous les ordres des trois places boursières initialement membres de l'Euronext transitaient via ce même système.

Le choix de cette date ne fut pas simple. En effet, comme nous l'avons vu, l'avancée technologique ayant le plus bouleversé la face des marchés financiers est l'apparition des algorithmes de *trading* à hautes fréquence (THF). Rappelons que selon Petitjean (2011) c'est l'entrée en vigueur en 2007 d'une directive européenne, connue sous le nom de MiFID (*Market in Financial Instrument Directive*) et visant à accroître la concurrence sur les marchés financiers, qui a permis aux sociétés de *trading* à haute fréquence de se développer. Cependant, nous pensons que cet événement de 2007 n'est pas un candidat adéquat pour séparer notre échantillon. En effet, il arrive tard dans notre échantillon²⁰ et ne permettrait pas

¹⁹ Le NSC est un système électronique de cotation développé dans les années 1990 et utilisé par la bourse de Paris. FIBV (Fédération Internationale des Bourses de Valeurs; <http://www.fibv.com>).

²⁰ L'échantillon couvre la période de 1991 à 2015.

de prendre en compte l'évolution des technologies de manière générale mais seulement du rôle des THF. De plus, 2007 est l'année du début de la crise des *subprimes*, qui a provoqué une augmentation significative de la volatilité et des volumes d'échanges (voir Graphique 5 et Graphique 6). Il est donc fort probable que notre échantillon en ressorte biaisé. Ce travail vise tout d'abord à contrôler les effets de l'ensemble des avancées technologiques sur la volatilité des marchés financiers c'est pourquoi la fusion des principales places boursières nous semble plus adéquat.

Chacune des séries de rendements des actions seront donc divisées en deux sous-échantillons. Le premier comprendra les premières données disponibles pour chaque titre (généralement juillet 1991) jusqu'au 21 septembre 2000 (échantillon A) et le deuxième comprendra les données du 22 septembre 2000 au 6 mai 2015²¹ (échantillon B). Ensuite, pour chacun des sous-échantillons, nous vérifierons si les volumes peuvent être considérés comme statistiquement identiques. L'hypothèse à tester s'écrit :

$$\begin{aligned} H_0 : \mu_A &= \mu_B \\ H_1 : \mu_A &\neq \mu_B \end{aligned} \quad (31)$$

Le test se calcule :

$$\frac{\overline{X_A} - \overline{X_B}}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}} \sim T_{n-1} \quad (32)$$

Où $\overline{X_n}$ est la moyenne des volumes de l'échantillon n , σ^2 est la variance regroupée des volumes totaux et n est la taille de l'échantillon. La taille des échantillons étant largement différente, il est donc nécessaire, afin de comparer les moyennes, d'utiliser une mesure commune de l'écart-type. L'écart-type regroupée se calcule :

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{s_1^2}{T_1} + \frac{s_2^2}{T_2}} \quad (33)$$

Où s_n correspond à l'écart-type de l'échantillon n et T_n est la taille de l'échantillon n .

Une fois que nous pourrons répondre à la question de l'augmentation des volumes, nous procéderons à l'évaluation de l'augmentation de la variance. L'hypothèse à tester s'écrit :

²¹ Date de collecte des données sur Datastream.

$$\begin{aligned} H_0 : \sigma_A &= \sigma_B \\ H_1 : \sigma_A &\neq \sigma_B \end{aligned} \quad (34)$$

Il s'agit d'un test de Fisher, il se calcule :

$$\frac{\sigma_A}{\sigma_B} \sim F_{(n-k);(n-k)} \quad (35)$$

Si le ratio des variances est statistiquement égal à 1, alors l'hypothèse H_0 ne peut être rejetée, et nous concluons qu'il est impossible d'affirmer que la variance des rendements a augmenté.

2. Le marché

Nous avons choisi pour cette étude de nous restreindre au marché européen. D'abord car il s'agit d'un des plus grands marchés financiers au monde. Mais également car il est le marché dans lequel nous nous trouvons et qu'il fut très peu étudié dans la littérature. Nous aurions pu nous arrêter aux marchés financiers belges, mais ces derniers étant d'une taille relativement petite comparés aux marchés internationaux des capitaux, il semble peu intéressant d'y consacrer notre analyse étant donné que le marché belge est (relativement) peu suivi par les investisseurs. Par conséquent, le marché européen semble être un candidat intéressant pour entamer nos recherches.

Principalement nous nous intéresserons particulièrement à l'eurozone. En effet, l'intégration de plusieurs pays à une politique monétaire commune et surtout l'utilisation d'une monnaie unique rendent l'analyse plus aisée.

L'eurozone représente le regroupement de 19 états membres de l'union européenne. Chacun de ces états partagent une monnaie unique et commune : l'euro. Les états membres ont délégué la gestion des grandes lignes de leur politique monétaire à une entité supranationale : la Banque Centrale Européenne (BCE). Par exemple, chaque état membre ne peut dégager un déficit public supérieur à 3% de son PIB et détenir une dette publique de plus de 60% de son PIB.

Le produit intérieur brut de l'eurozone s'élevait en 2014 à 10 103,47 milliards d'euros²². À titre de comparaison, le PIB des Etats-Unis s'élevait lui à 17 418,93 milliards de dollars pour la même année. Le Tableau 8 énumère les 19 états membres de l'eurozone ainsi que le produit intérieur brut et leur contribution au PIB total de la zone euro pour l'année 2014, l'année d'entrée, ainsi que la population de chaque état membre y sont spécifiés.

²² Source: Eurostat.

Tableau 8: PIB, date d'entrée et population des 19 états membres de la zone euro				
	PIB 2014 (en millions)	Contribution	Entrée	Population
Eurozone (19 pays)	10.103.472,70			337.396.712
Allemagne	2.903.790,00	28,7%	1999	80.767.463
France	2.132.449,00	21,1%	1999	65.835.579
Italie	1.616.253,60	16,0%	1999	60.782.668
Espagne	1.058.469,00	10,5%	1999	46.512.199
Pays-Bas	662.770,00	6,6%	1999	16.829.289
Belgique	402.027,00	4,0%	1999	11.203.992
Autriche	328.885,60	3,3%	1999	8.506.889
Finlande	204.015,00	2,0%	1999	5.451.270
Irlande	185.411,70	1,8%	1999	4.605.501
Grèce	179.080,60	1,8%	2001	10.903.704
Portugal	173.044,30	1,7%	1999	10.427.301
Slovaquie	75.214,90	0,7%	2009	5.415.949
Luxembourg	38.125,00	0,4%	1999	549.680
Slovénie	37.246,40	0,4%	2007	2.061.085
Lituanie	36.308,90	0,4%	2015	2.943.472
Lettonie	24.059,70	0,2%	2014	2.001.468
Estonie	19.525,30	0,2%	2011	1.315.819
Chypre	17.506,30	0,2%	2008	858.000
Malte	7.912,10	0,1%	2008	425.384

Source : Eurostat

A sa création, la zone euro était composée de 11 pays : l'Allemagne, la France, l'Italie, l'Espagne, les Pays-Bas, la Belgique, l'Autriche, la Finlande, l'Irlande, le Portugal et le Luxembourg. Progressivement, d'autres pays vinrent se joindre au groupe pour former maintenant une zone monétaire de 19 pays. En termes de contribution au produit intérieur brut, l'Allemagne et la France sont les réels moteurs de l'activité économique de la zone euro. Ces deux pays comptabilisent à eux deux 49,6% du PIB. Nous en tiendrons évidemment compte lors de la réalisation de notre échantillon. Certaines autres grandes économies européennes tel que le Royaume-Uni, pourtant membres de l'union européenne n'ont pas souhaité adopter la monnaie unique.

Le DAX (*Deutscher Aktienindex*) est l'indice boursier représentant les 30 plus grandes sociétés cotées à la *Frankfurt Stock Exchange*. En France, les titres s'échangent principalement à l'*Euronext Paris* (anciennement la *Bourse de Paris*) et l'indice boursier représentant ce marché est le CAC40. Ce dernier représente les 40 plus grandes capitalisations boursières françaises.

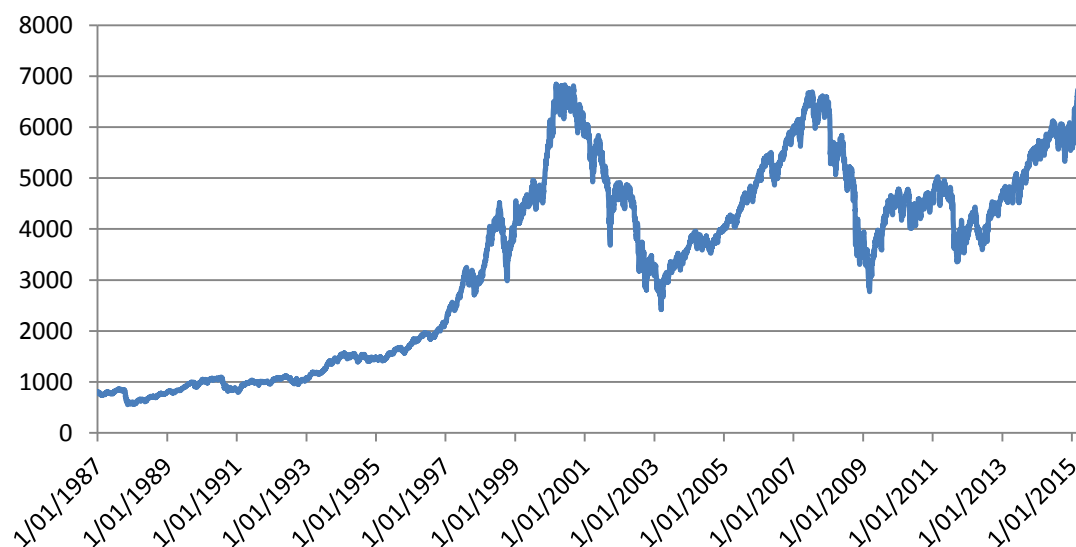
Les marchés des actions de la zone euro sont représentés par l'indice Eurostoxx 50. Le Graphique 3 décrit l'évolution de la valeur de cet indice de 1986 à 2014.

Comme nous le montre le Graphique 3, l'évolution du cours de l'indice fut stable de 1986 à 1996, avant de connaître une première hausse importante due à une surévaluation des « valeurs technologiques » (c'est-à-dire les sociétés dont la principale activité était l'informatique et/ou la télécommunication). En effet, avec l'essor de l'internet à la fin du deuxième millénaire, les investisseurs se sont globalement affolés en surestimant la perspective de profit de sociétés telles que, par exemple, les célèbres Netscape, Amazon, eBay et AOL. Ce phénomène portait le nom de « bulle internet ». Cependant, en mars 2000 cette bulle éclata sous la pression d'une hausse des taux d'intérêts. La chute des cours fut vertigineuse, si bien que les profits emmagasinés depuis 1995 furent réduits à néant. En effet, en 2002 l'indice était retourné à son niveau historique de 1995. Une récession sur le marché des technologies s'ensuit.

En 2007, l'indice était pratiquement retourné à son niveau record du début du siècle, mais fut fatalement touché par l'effet boule de neige provoqué par la crise des *subprimes* américaines. Cette crise, considérée comme la plus grande depuis la grande récession de 1929, a également provoqué une chute vertigineuse de l'indice et ses effets sur l'économie européenne se font encore ressentir de nos jours. Finalement, un dernier événement vint perturber, en 2010, la quiétude des marchés européens. En effet, les investisseurs se sont une nouvelle fois affolés. Ils craignaient que le déficit public de la Grèce ne la force à quitter la zone euro et la monnaie unique. Les conséquences d'un tel événement étant encore inconnues, la confiance accordée aux marchés européens fut atteinte et les titres perdirent de leur valeur. Cet événement est connu sous le nom de la « crise de la dette souveraine ». Aujourd'hui, le marché européen se porte bien et atteint à nouveau des niveaux historiques²³.

²³ Les récents événements en Grèce ne sont pas pris en compte.

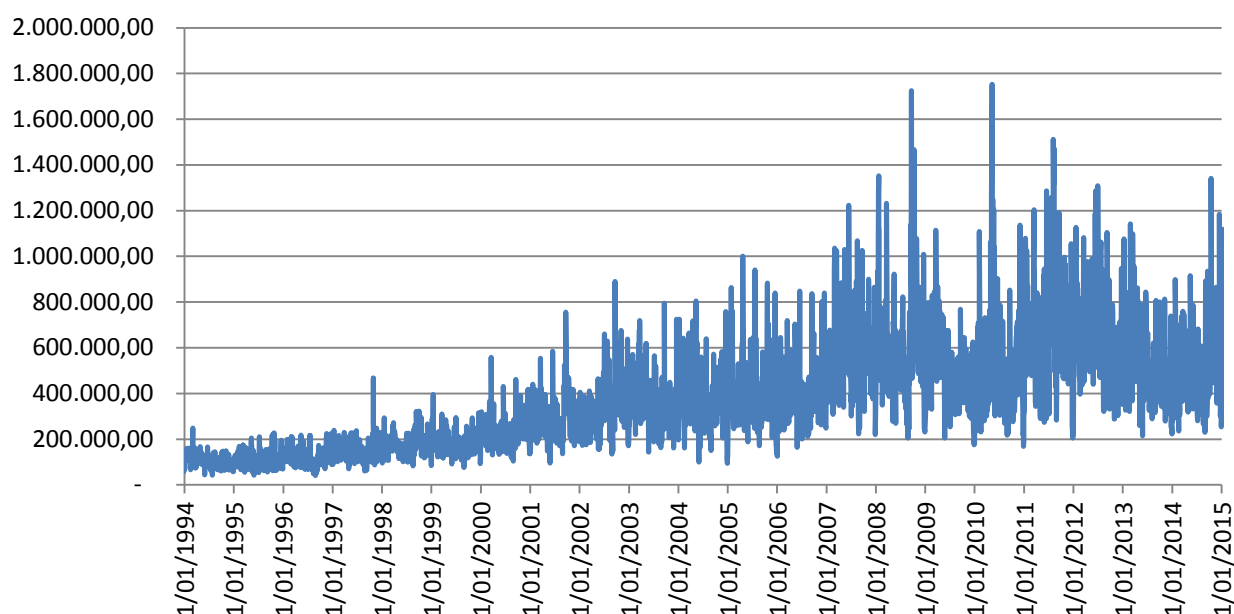
Graphique 3: Valeur de l'Eurostoxx de 1986 à 2015 (en milliers)



Source : Datastream

Penchons-nous maintenant sur les volumes d'échanges qui sont une de nos variables d'intérêt pour ce travail. Le Graphique 4 décrit l'évolution des volumes d'échanges de 1993 à 2014. La construction de ces données est sujette à quelques limitations. Bien que ces limitations n'altèrent pas de manière significative les résultats, la manière dont ces données ont été extraites sont explicitée en Annexe 1.

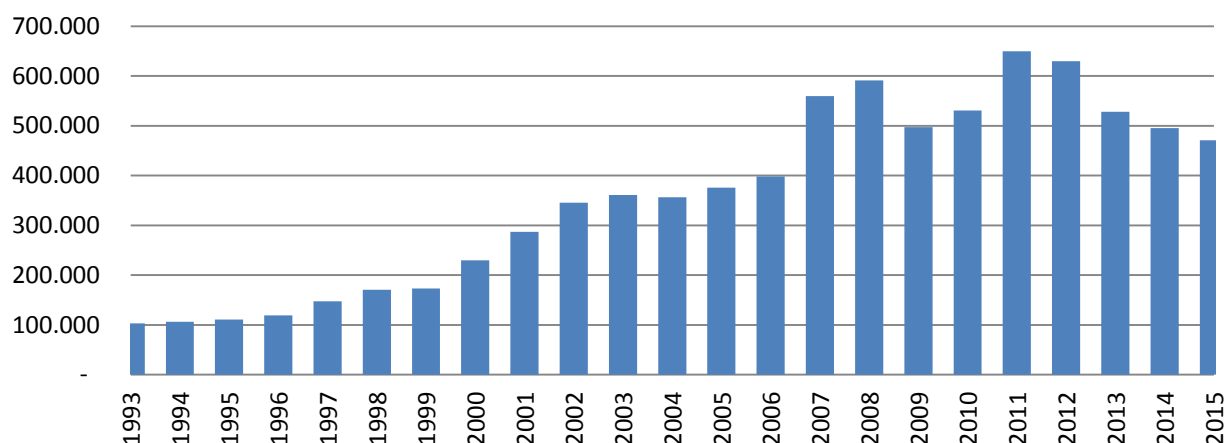
Graphiquement, il semble évident que les volumes ont largement augmenté. En effet, visuellement la moyenne des volumes semble largement plus élevée de 2000 à 2014 que durant les 5 premières années de l'échantillon. De plus, la volatilité des volumes semble également largement plus élevée.

Graphique 4: Volumes d'échanges de l'Eurostoxx 50²⁴ de 1993 à 2014 (en milliers)


Source : Datastream et arrangement personnel

Afin de rendre l'analyse des volumes plus lisible, nous avons calculé les volumes moyens pour chaque année. Les résultats sont présentés dans le Graphique 5. Il est maintenant possible de clairement distinguer une augmentation. La moyenne des volumes était de 100 000 (milliers) en 1993 et atteint en 2015 plus de 471 000 (milliers). Les années où les volumes ont le plus significativement augmenté sont les années correspondant à la crise des *subprimes* (2007-2008) et la crise de la dette souveraine (2011).

²⁴ Les données ne proviennent pas de l'Eurostoxx, voir l'Annexe 1 pour plus d'informations sur la création de ce graphique.

Graphique 5: Volumes d'échanges moyens de l'Eurostoxx 50²⁵ de 1993 à 2015 (en milliers)

Source : Datastream et arrangement personnel

Nous avons testé si les valeurs des volumes d'échanges de deux sous échantillon pouvaient être statistiquement les mêmes. Les deux sous-échantillons considérés comportent les données de 1993 à 2000 et de 2000 à 2015. Les résultats sont présentés dans le Tableau 9. L'hypothèse H_0 que les deux sous-échantillons aient la même moyenne est rejetée à un degré de significativité de 1%. Nous pouvons conclure qu'il est statistiquement impossible d'affirmer que les volumes durant ces périodes furent les même. Il est donc fort probable que les volumes aient augmenté durant la seconde période. Ce qui tend à confirmer nos soupçons. Cependant, ce résultat ne dit rien sur les causes de cette augmentation, il est en effet pour l'instant impossible de préciser si cette hausse est due oui ou non aux nouvelles technologies et autres nouveaux types d'activités de *trading*.

²⁵ Les données ne proviennent pas de l'Eurostoxx, voir l'Annexe 1 pour plus d'informations, sur la création de ce graphique.

Tableau 9: T-test de deux sous-échantillons de l'Eurostoxx de 1993 à 2000 et de 2000 à 2015

Ce tableau décrit les résultats du test d'hypothèse $H_0: \mu_1 = \mu_2$ vs $H_1: \mu_1 \neq \mu_2$, ce test suit une loi de Student, dont la valeur critique est $\pm 1,96$ à un degré de significativité de 5%.

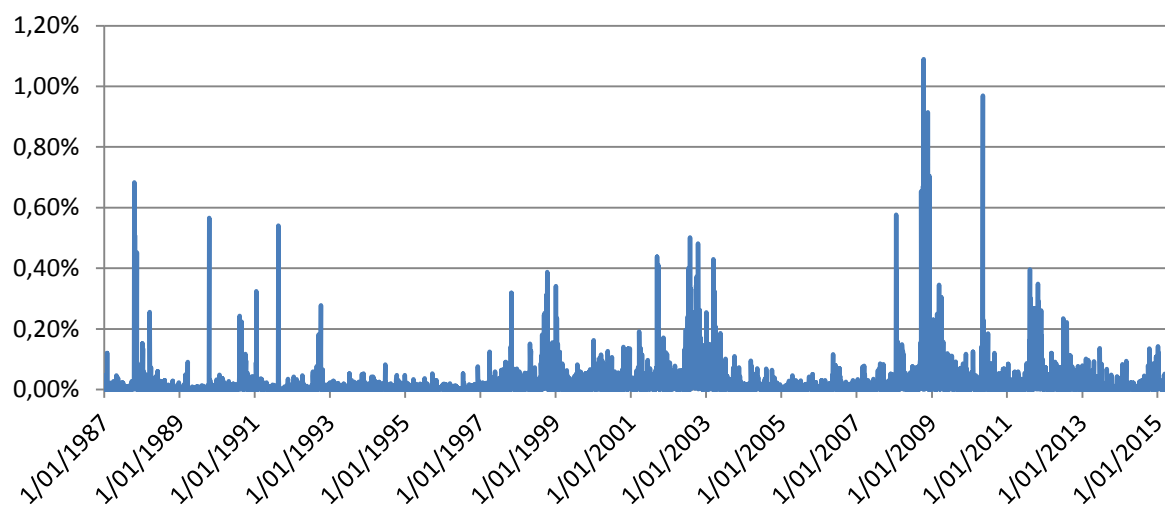
	1993-2000	2000-2015
Moyenne	146967,1	472252,87
Observations	1636	3665
t Stat	-94,85	
P(T<=t) two-tail	0	
t Critical two-tail	1,96	

Source : Analyse personnelle

En ce qui concerne la volatilité, le Graphique 6 décrit l'évolution de la volatilité de l'Eurostoxx 50 de 1986 à 2015 en utilisant comme proxy pour la volatilité journalière les rendements au carré. Comme nous pouvons le constater il existe des périodes où la volatilité est plus importante que d'autres. Ce phénomène a été décrit dans la partie A de cette étude, il s'agit d'agglomération de volatilité. En effet, les séries financières manifestent souvent ce type de phénomène. Ils s'expliquent car de hautes hausses (baisses) de prix s'accompagnent souvent d'autres hausses (baisses). La période qui semble la plus volatile est évidemment la période suivant la crise financière de 2007 où l'incertitude sur les marchés fut à son paroxysme.

Graphique 6: Volatilité journalière de l'Eurostoxx 50 de 1986 à 2015, rendement au carré

Ce graphique décrit l'évolution de la volatilité journalière en utilisant comme proxy pour la volatilité les rendements journaliers au carré.

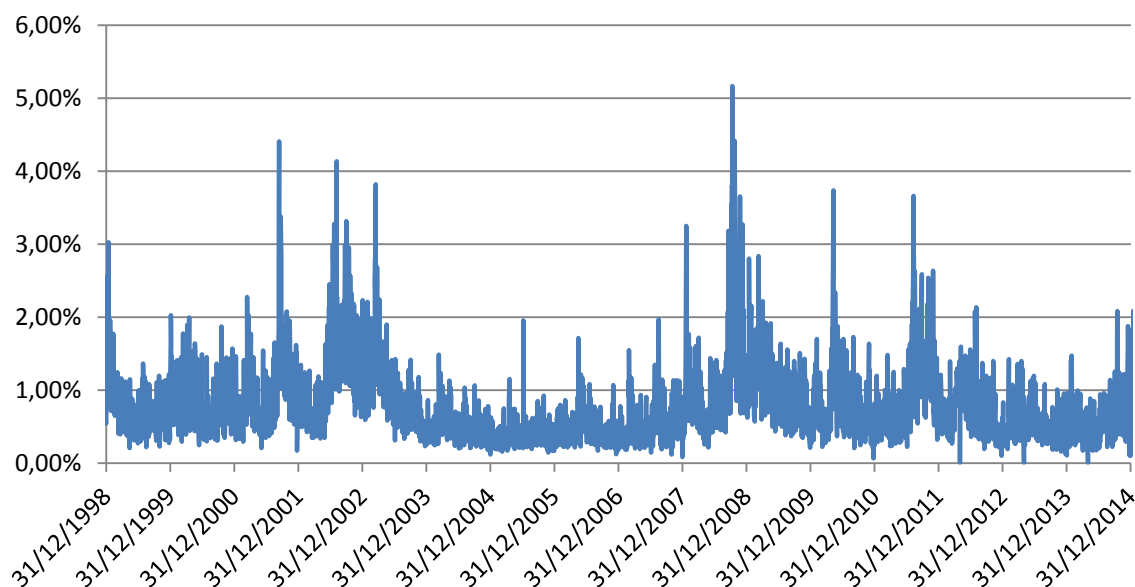


Source : Datastream et analyse personnelle

Le Graphique 7 quant à lui propose le même type d'analyse mais en utilisant cette fois-ci comme proxy de la volatilité, le logarithme des écarts journalier entre le prix le plus haut et le plus bas

Graphique 7: Volatilité journalière de l'Eurostoxx 50 de 1998 à 2014, log des écarts

Ce graphique décrit l'évolution de la volatilité journalière en utilisant comme proxy, pour la volatilité l'estimateur de l'écart ou «range estimator»



Source : Datastream et analyse personnelle

Graphiquement, il est difficile de discerner une quelconque hausse ou baisse de la volatilité au fil des années. Bien qu'il soit évident que les valeurs extrêmes qui accompagnent les années 2007 auront tendance à biaiser notre test, nous avons testé si les variances des périodes de 1986 à 2000 et de 2000 à 2015 étaient les mêmes. Les résultats de ce test sont disponibles dans Tableau 10. Comme nous le suspectons, l'hypothèse H_0 que les variances sont identiques est rejetée car la valeur du test est de 0.74 tandis que la valeur critique est de 0.95 ($0.74 < 0.95$ test de la queue gauche de la distribution de Fisher).

Tableau 10: F-Test des variances des rendements de l'Eurostoxx 50 de 1986 à 2000 et de 2000 à 2015

Ce test décrit les résultats du test d'hypothèse $H_0 : \sigma_A = \sigma_B$ vs $H_1 : \sigma_A \neq \sigma_B$. Ce test suit une loi de Fisher (4918,2676) à un degré de significativité de 5% la valeur critique est de 1.

	1986 à 2000	2000 à 2015
Moyenne (des rendements)	0,056%	0,0016%
Variance	0,0117%	0,0231%
Observations	3824	3770
F	0,50	
P(F<=f) one-tail	0	
F Critical one-tail	0,95	

Source : Analyse personnelle

3 Les données

L'ensemble de nos données comprend les 20 plus importantes actions, en termes de poids²⁶ listées dans l'indice *Eurostoxx 50*. Cet indice a pour but de représenter le marché *blue-chip* des entreprises *leader* de leur super-secteur²⁷. Il regroupe les 50 plus grandes capitalisations boursières de l'eurozone. Il contient 50 actions issues de 12 pays : Autriche, Belgique, Finlande, France, Allemagne, Grèce, Irlande, Italie, Luxembourg, Pays-Bas, Portugal et Espagne. Le choix de cet indice n'est pas anodin. En effet, l'indice regroupant les plus grandes capitalisations boursières, il est plus probable de retrouver en son sein des observations de transactions de tailles variées et un nombre plus important d'arrivée d'informations journalières que pour les plus petites capitalisations.

L'ensemble de nos données provient du fournisseur de données financières *Datastream*. Le Tableau 11 présente les actions de notre étude, et indique la période d'échantillonnage, le nombre d'observations et le poids attribué à chaque action dans l'indice. La plupart des données récoltées commence au 1^{er} janvier 1991 et se termine le 6 mai 2015. Les titres pour lesquels les données récoltées sont les plus anciennes sont BCO SANTANDAR et TELEFONICA. En moyenne, les données comportent 5937 observations.

Notons qu'il s'agit en réalité des 23 actions ayant le plus de poids dans l'indice. En effet, nous n'avons pas été en mesure d'obtenir suffisamment de données pour AB INBEV, DAIMLER et BCO BILBAO : ces titres ont naturellement été écartés de notre échantillon. Notre échantillon comportera donc 20 actions qui correspondent aux 23 plus grandes capitalisations boursières européennes.

Notre échantillon d'actions représente 60% de l'indice Eurostoxx 50²⁸. En effet, la somme des poids des 20 actions que nous avons sélectionné représente 60% du poids total attribué aux 50 actions que comporte l'indice. Notre échantillon représente, selon nous, fidèlement le marché européen et peut servir de base pour notre analyse.

²⁶ En date du 31 mai 2013 sur <http://www.stoxx.com/>.

²⁷ <http://www.stoxx.com> onglet Eurostoxx 50.

²⁸ En termes de poids.

Tableau 11: TOP 23 des composants de l'Eurostoxx 50 au 31/05/2013

Ce tableau décrit les 20 actions que nous avons sélectionnées dans l'Eurostoxx et qui serviront dans notre analyse empirique. Elles représentent les 23 plus grandes actions en terme de poids dans l'indice dont 3 ont été écartées pour cause de données manquantes.

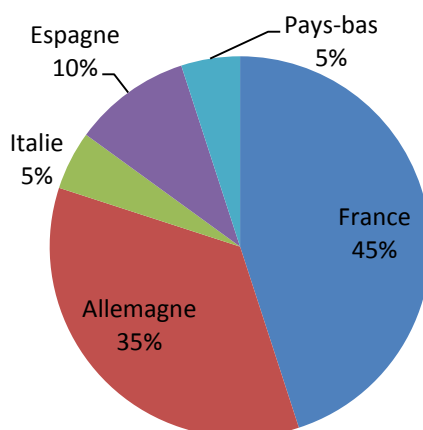
Nom	Super-secteur	Pays	% ²⁹	T	Étendue des données	
AIR LIQUIDE	Chimie	FR	1,85	6049	1/07/1991	6/05/2015
ALLIANZ	Assurances	DE	3,12	6034	1/07/1991	6/05/2015
ANHEUSER-BUSCH INBEV	Agro-alimentaire et boissons	BE	3,34	Rejeté		
AXA	Assurances	FR	1,79	6045	1/07/1991	6/05/2015
BASF	Chimie	DE	4,24	6035	1/07/1991	6/05/2015
BAYER	Chimie	DE	3,99	6035	1/07/1991	6/05/2015
BCO BILBAO VIZCAYA ARGENTARIA	Banques	ES	2,61	Rejeté		
BCO SANTANDER	Banques	ES	3,79	6308	4/05/1990	6/05/2015
BNP PARIBAS	Banques	FR	2,86	5473	18/10/1993	6/05/2015
DAIMLER	Automobile et équipementiers	DE	2,78	Rejeté		
DANONE	Agro-alimentaire et boissons	FR	2,05	6048	1/07/1991	6/05/2015
DEUTSCHE BANK	Banques	DE	1,95	6035	1/07/1991	6/05/2015
E.ON	Services aux collectivités	DE	1,61	6035	1/07/1991	6/05/2015
ENI	Pétrole et gaz	IT	3	4922	28/11/1995	6/05/2015
L'OREAL	Produits ménagers et de soin personnel	FR	1,76	6049	1/07/1991	6/05/2015
LVMH	Produits ménagers et de soin personnel	FR	2,2	6049	1/07/1991	6/05/2015
SANOFI	Santé	FR	5,61	6046	1/07/1991	6/05/2015
SAP	Technologie	DE	3,68	4509	20/12/1996	6/05/2015
SCHNEIDER ELECTRIC	Biens et services industriels	FR	1,99	6044	1/07/1991	6/05/2015
SIEMENS	Biens et services industriels	DE	4,26	6035	1/07/1991	6/05/2015
TELEFONICA	Télécommunications	ES	2,8	6308	4/05/1990	6/05/2015
TOTAL	Pétrole et gaz	FR	5,34	6334	4/05/1990	6/05/2015
UNILEVER NV	Produits ménagers et de soin personnel	NL	2,98	6365	4/05/1990	6/05/2015
Poids total de l'échantillon			60,87			

Source : Analyse personnelle et Datastream

Le Graphique 8 indique la répartition par pays des actions sélectionnées pour notre analyse. Notre échantillon contient 9 actions françaises et 7 actions allemandes. Ces deux pays, représentent à eux seuls 80% de notre échantillon. Les autres plus petits pays sont pour leur part moins représentés, ce qui correspond à l'importance de ces marchés dans l'économie mondiale et européenne.

²⁹ Poids initialement attribué dans l'Eurostoxx 50.

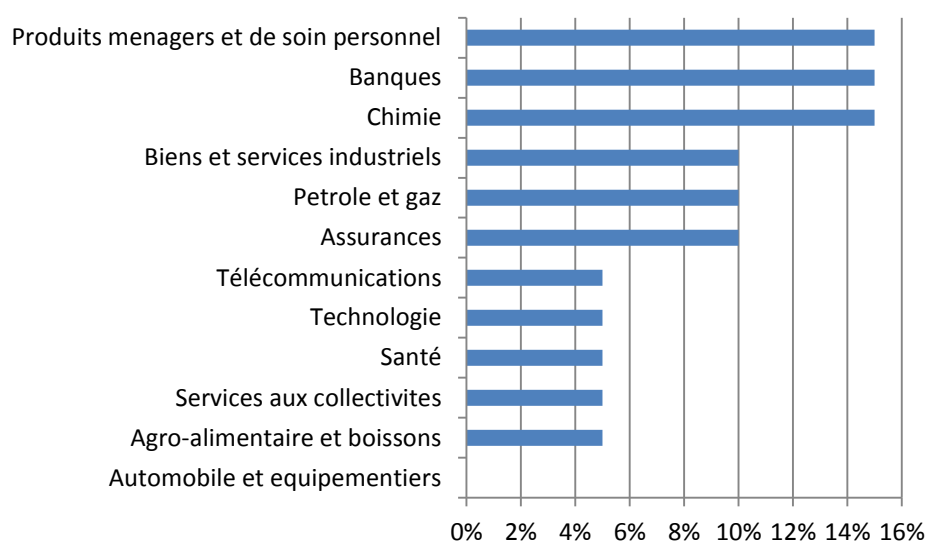
Graphique 8: Répartition du % d'actions par pays présent dans notre échantillon



Source : Analyse personnelle

Le Graphique 9 expose, quant à lui, la répartition par super-secteur de notre échantillon de 20 actions. Les secteurs les plus représentés sont les banques, la chimie et les produits ménagers et de soin personnel.

Graphique 9: Répartition du % d'actions par super-secteur présent dans notre échantillon



Source : Analyse personnelle

3.1 Statistiques descriptives de l'échantillon

Dans le Tableau 12 nous avons conduit une analyse descriptive des rendements journaliers. Nous avons utilisé comme mesure des rendements journaliers la méthode des *logs return*. En

effet, cette méthode de calcul des rendements permet de prendre en compte les intérêts composés de manière continue. L'utilisation du logarithme népérien a tendance à sous-estimer les hausses et surestimer les baisses. Au plus la valeur absolue des écarts entre deux observation est importante, au plus ce phénomène est accentué. Les *logs return* se calculent de la manière suivante :

$$R_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (36)$$

Où R_t correspond au rendement journalier, P_t et P_{t-1} au prix en t et $t-1$ respectivement.

Comme c'est souvent le cas dans les séries de rendements, la moyenne n'est pas statistiquement différente de zéro³⁰. Le rendement maximum observé est de 33% et est attribué à BAYER tandis que le minimum observé s'élève à -22,81% en une journée pour SCHNEIDER ELECTRIC. De plus, comme nous l'avons précisé plus tôt, aucune compagnie ne manifeste de distribution normale de ses rendements. En effet, le test Jarque-Bera rejette l'hypothèse H_0 de normalité à un degré de significativité de 1%. Le test Jarque-Bera se calcule :

$$W = T \left[\frac{b_1^2}{6} + \frac{(b_2 - 3)^2}{24} \right] \quad (37)$$

Où W est la valeur du test, T est la taille de l'échantillon et b_1, b_2 sont respectivement le coefficient d'asymétrie (*Skewness*) et d'aplatissement (*Kurtosis*). Le test suit une chi-carré de deux degrés de liberté, les valeurs critiques sont 0.01 et 5.991 à un degré de significativité de 1%. Le coefficient d'asymétrie correspond au troisième moment de la distribution. Il calcule l'asymétrie de la distribution par rapport à sa moyenne. Une série avec un coefficient d'asymétrie négatif (positif) possédera plus de valeur du côté droit (gauche) et une queue plus longue vers la gauche (droite). L'asymétrie se calcule:

$$b_1 = \frac{E[u^3]}{(\sigma^2)^{3/2}} \quad (38)$$

Le coefficient d'aplatissement calcule quant à lui le degré de regroupement autour de la moyenne. Une série possédant un coefficient d'aplatissement supérieur (inférieur) à trois aura

³⁰ Cette statistique est présentée en Annexe 2.

un sommet plus (moins) pointu qu'une série normalement distribuée et possédera des queues plus (moins) plates. L'aplatissement se calcule:

$$b_2 = \frac{E[u^4]}{(\sigma^2)^2} \quad (39)$$

Chaque distribution a un coefficient d'aplatissement (ou *Kurtosis*) supérieur à 3, sauf pour AIR LIQUIDE³¹ pour qui le coefficient d'aplatissement est légèrement inférieur à 3³². Ceci est typique des séries financières où les données sont plus centrées autour de la moyenne et où de larges écarts sont plus probables qu'une série normalement distribuée.

La non-normalité de nos échantillons n'est pas un frein à l'inférence statistique. En effet, nos échantillons sont suffisamment grands pour permettre l'analyse des données selon le théorème central limite.

Tableau 12: Analyse des rendements journaliers de notre échantillon

Société	Moyenne	Écart-type	T	Skewness	Kurtosis	Minimum	Maximum	Jarque-Bera Statistique	Prob
AIR LIQUIDE	0,033%	0,016199	6048	0,0766	2,9837	-0,0899	0,1043	5,98	>0,01
ALLIANZ	0,000%	0,0213793	6032	0,2281	9,4166	-0,1519	0,2331	10402,17	>0,01
AXA	0,007%	0,0242985	6043	0,2169	7,7055	-0,2035	0,1978	5623,48	>0,01
BASF	0,034%	0,017687	6033	0,1544	6,6330	-0,1467	0,1764	3342,31	>0,01
BAYER	0,030%	0,0186197	6033	0,5806	21,9878	-0,1941	0,3300	90983,85	>0,01
BCO SANTANDER	0,016%	0,0207316	6306	0,0079	6,8498	-0,1602	0,2088	3894,84	>0,01
BNP PARIBAS	0,018%	0,0242496	5473	0,2559	6,8051	-0,1893	0,1898	3362,17	>0,01
DANONE	0,024%	0,0151143	6047	-0,0447	3,9589	-0,1109	0,0970	233,73	>0,01
DEUTSCHE BANK	0,000%	0,0228381	6034	0,1626	9,0685	-0,1754	0,2125	9287,05	>0,01
E.ON	0,014%	0,0178209	6034	0,0518	7,2657	-0,1223	0,1813	4578,36	>0,01
ENI	0,024%	0,0175266	4919	0,2183	6,2972	-0,1012	0,1614	2267,69	>0,01
L'OREAL	0,050%	0,017794	6048	0,0502	3,2919	-0,1179	0,1375	24,01	>0,01
LVMH MOET HENNESSY	0,036%	0,0195684	6048	0,2239	4,3416	-0,1308	0,1562	504,19	>0,01
SANOFI	0,041%	0,0185818	6045	-0,0619	3,6752	-0,1401	0,1368	118,70	>0,01
SAP	0,042%	0,0253071	4508	0,3086	9,1809	-0,1939	0,2267	7248,99	>0,01
SCHNEIDER ELECTRIC	0,031%	0,0223797	6043	-0,1702	5,4783	-0,2281	0,1516	1575,98	>0,01
SIEMENS	0,025%	0,0204134	6034	-0,0076	8,4229	-0,1873	0,2157	7394,82	>0,01
TELEFONICA	0,038%	0,0177863	6307	0,1000	3,5848	-0,0989	0,1326	100,41	>0,01
TOTAL	0,031%	0,0174482	6333	0,0038	3,6397	-0,1317	0,1279	108,01	>0,01
UNILEVER NV	0,030%	0,0142129	6365	-0,0844	6,1406	-0,1072	0,1042	2623,86	>0,01

Source : Analyse personnelle sur JMP

3.1 Hypothèse de stationnarité

³¹ Si nous avons choisi un degré de significativité pour le test J-B de 5%, nous n'aurions pas pu rejeter l'hypothèse nulle.

³² Les histogrammes des rendements de chaque action sont disponibles en Annexe 3.

Afin de pouvoir utiliser le modèle GARCH comme explicité plus haut, il nous faut vérifier que l'une des hypothèses de ces derniers est bien satisfaite. En effet, il est important de vérifier que nos séries sont bien stationnaires. Une série est stationnaire quand elle possède une moyenne constante, une variance constante et une autovariance constante. Si cela n'est pas le cas, les résultats de nos analyses peuvent être biaisés et conduire à des régressions fallacieuses (Brooks, 2014).

En finance, le terme « choc » est utilisé pour définir un changement brutal des variables ou des termes d'erreur d'une période. Pour une série stationnaire, l'effet du choc en t aura un effet amoindri en $t+1$, et encore plus faible en $t+2$. Au contraire d'une série non-stationnaire, pour qui l'effet d'un choc persistera dans le temps. L'utilisation de telles séries peut amener à spécifier une régression fallacieuse. En effet, imaginons régresser deux variables ayant une tendance haussière au fil des ans. Prenons comme exemple le fait que le nombre de démocraties et de conflits armés ont augmenté ces dernières années. Cela voudrait-il dire que plus de démocraties causent plus de conflits armés ? Il semble évident que la réponse à cette question est négative. Il est donc primordial de tenir compte de la dynamique de nos données avant de tirer des conclusions ou de les utiliser dans notre analyse afin de ne pas tirer des conclusions erronées.

Concernant nos données, nous avons effectué le test Dickey-Fuller augmenté (Fuller 1976) pour chacune des séries de rendements et de volumes pour les 20 actions de notre échantillon. Ce test se calcule en effectuant la régression :

$$\Delta y_t = \psi y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta y_{t-i} + u_t \quad (40)$$

Il est ensuite nécessaire d'extraire la valeur ψ et de calculer la valeur du test :

$$ADF = \frac{\widehat{\psi}}{SE(\widehat{\psi})} \quad (41)$$

Où $SE(\psi)$ est l'écart-type associé à l'estimateur ψ dans la régression (40). La valeur critique de ce test à un degré de 5% est de -2.86. Si la valeur du test (41) est plus négative, alors l'hypothèse H_0 est rejetée³³.

Pour chacune des séries, nous rejetons l'hypothèse H_0 : *la série contient une racine unitaire* à un degré de significativité de 1%. Les résultats de ces tests sont présentés dans le Tableau 13.

³³ Pour plus d'informations concernant ce test, voir Brooks (2014, p.362)

Nous pouvons donc tirer comme conclusion que nos données ne sont pas fonction du temps et ne comportent pas de tendance.

Tableau 13: Test Dickey-Fuller de racine unitaire des titres de notre échantillon

Ce tableau présente les résultats du test Dickey-Fuller qui vérifie si la série contient une racine unitaire, et permet de décider si une série est stationnaire. L'hypothèse H_0 : la série contient une racine unitaire est rejetée à un degré de significativité de 1%. La valeur critique de ce test est de -3.96

		ADF de moyenne zéro	ADF de moyenne unique	ADF de tendance
AIR LIQUIDE	Rendement	-85,38	-85,41	-85,40
	Volume	-21,60	-43,16	-45,94
ALLIANZ	Rendement	-75,83	-75,82	-75,81
	Volume	-18,28	-26,02	-29,58
AXA	Rendement	-73,32	-73,32	-73,31
	Volume	-17,43	-28,78	-33,29
BASF	Rendement	-79,20	-79,23	-79,22
	Volume	-22,20	-42,67	-42,85
BAYER	Rendement	-78,90	-78,91	-78,91
	Volume	-23,28	-40,12	-40,80
BCO SANTANDER	Rendement	-76,30	-76,29	-76,29
	Volume	-21,90	-31,01	-38,81
BNP PARIBAS	Rendement	-72,21	-72,21	-72,20
	Volume	-17,96	-30,45	-31,94
DANONE	Rendement	-80,56	-80,56	-80,56
	Volume	-23,32	-44,25	-45,02
DEUTSCHE BANK	Rendement	-73,46	-73,45	-73,46
	Volume	-18,04	-32,87	-36,41
E.ON	Rendement	-76,84	-76,83	-76,85
	Volume	-22,76	-40,89	-44,92
ENI	Rendement	-73,89	-73,89	-73,91
	Volume	-17,45	-29,25	-29,72
L'OREAL	Rendement	-83,32	-83,36	-83,36
	Volume	-22,65	-49,88	-49,92
LVMH MOET HENNESSY	Rendement	-75,26	-75,27	-75,26
	Volume	-22,48	-46,11	-46,14
SANOFI	Rendement	-80,48	-80,51	-80,51
	Volume	-22,52	-35,02	-40,28
SAP	Rendement	-64,79	-64,80	-64,80
	Volume	-19,75	-30,42	-30,42
SCHNEIDER ELECTRIC	Rendement	-79,80	-79,81	-79,80
	Volume	-22,81	-37,24	-41,31
SIEMENS	Rendement	-75,63	-75,63	-75,63
	Volume	-19,44	-38,80	-39,10
TELEFONICA	Rendement	-75,17	-75,18	-75,20
	Volume	-19,20	-32,90	-34,89
TOTAL	Rendement	-79,68	-79,69	-79,70
	Volume	-18,21	-30,24	-32,31
UNILEVER NV	Rendement	-80,68	-80,71	-80,70
	Volume	-19,80	-37,21	-37,24

L'analyse des corrélogrammes, disponible en Annexe 3, montre qu'en générale, les séries de rendement sont négativement corrélés avec les 3 premiers degrés de décalage et parfois jusqu'au 5^e degré de décalage. Afin de modéliser les rendements nous utiliserons donc un modèle ARMA(1,1).

4. Résultats empirique

4.1 Modèles Autorégressifs

Nous avons modélisé un modèle GARCH(1,1) pour chacun des 20 titres présents dans l'échantillon sans y inclure de mesure des volumes. Les résultats sont présentés dans le Tableau 14. Comme prévu, le modèle s'adapte très bien aux données. En effet, tous les coefficients sont statistiquement différents de 0. Le degré de persistance de la variance, mesuré par la somme de α_2 et α_2 , se rapproche pour chaque titre de l'unité tel que prédit par Lamoureux et Lastrapes (1990). Le coefficient moyen associé à l'effet des termes d'erreurs décalé est de 0.0711 et celui associé à la variance conditionnelle décalée est de 0.919. La somme moyenne de ses deux facteurs est de 0.9903. Cette somme est en effet très proche de l'unité et indique que le modèle GARCH intègre bien les données.

Tableau 14: Modèle GARCH(1,1) des 20 actions de l'échantillon, sans les volumes

Ce modèle a été estimé en utilisant le logiciel OxMetric, la méthode d'estimation est le maximum de vraisemblance et en supposant que les rendements suivent une loi t-Student Une * suivant la valeur du coefficient indique que ce dernier est statistiquement significatif à un degré de 5%. $r_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t$, $h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}^2$

	α_0			α_1			α_2			$\alpha_1 + \alpha_2$
	Coefficient	t-value	t-prob	Coefficient	t-value	t-prob	Coefficient	t-value	t-prob	
AIR LIQUIDE	0,0269*	4,0	0,00	0,0619*	8,00	0,00	0,9283*	107,0	0,00	0,9901
ALLIANZ	0,0485*	4,4	0,00	0,0792*	6,7	0,00	0,9090*	78,2	0,00	0,9882
AXA	0,0605*	4,8	0,00	0,0921*	8,5	0,00	0,8970*	86,0	0,00	0,9891
BASF	0,0505*	4,6	0,00	0,0782*	8,3	0,00	0,9048*	85,3	0,00	0,9831
BAYER	0,0322*	4,6	0,00	0,0560*	6,6	0,00	0,9352*	124,0	0,00	0,9912
BCO SANTANDER	0,0638*	4,8	0,00	0,1135*	9,4	0,00	0,8759*	75,8	0,00	0,9894
BNP PARIBAS	0,0532*	3,2	0,00	0,0690*	6,7	0,00	0,9212*	91,3	0,00	0,9902
DANONE	0,0535*	4,0	0,00	0,0743*	6,6	0,00	0,9022*	63,2	0,00	0,9764
DEUTSCHE BANK	0,0177*	3,9	0,00	0,0613*	4,8	0,00	0,9364*	79,7	0,00	0,9977
E.ON	0,0411*	4,1	0,00	0,0855*	6,7	0,00	0,9033*	69,0	0,00	0,9888
ENI	0,0377*	4,4	0,00	0,0674*	7,2	0,00	0,9198*	93,0	0,00	0,9873
L'OREAL	0,0327*	4,5	0,00	0,0663*	8,4	0,00	0,9241*	116,0	0,00	0,9905
LVMH	0,0345*	3,3	0,00	0,0533*	7,00	0,00	0,9372*	109,0	0,00	0,9905
SANOFI	0,0440*	3,7	0,00	0,0635*	8,3	0,00	0,9246*	100,0	0,00	0,9880
SAP	0,0611*	4,1	0,00	0,1209*	6,9	0,00	0,8763*	64,0	0,00	0,9972
SCHNEIDER ELE.	0,0449*	4,5	0,00	0,0661*	8,8	0,00	0,9261*	128,0	0,00	0,9922
SIEMENS	0,0130*	1,9	0,00	0,0463*	4,2	0,00	0,9510*	85,3	0,00	0,9973
TELEFONICA	0,0388*	4,4	0,00	0,0858*	9,9	0,00	0,9030*	96,8	0,00	0,9888
TOTAL	0,0100*	3,2	0,00	0,0408*	8,0	0,00	0,9546*	170,0	0,00	0,9954
UNILEVER	0,0098*	3,0	0,00	0,0404*	8,0	0,00	0,9551*	172,0	0,00	0,9955
Moyenne	0,0387			0,0711			0,9193			0,9903

En suivant la procédure proposée par Lamoureux et Lastrapes (1990), nous avons estimé un modèle GARCH(1,1) en ajoutant une mesure des volumes dans l'équation de la variance conditionnelle. Les résultats sont exposés dans le Tableau 15. Rappelons que le modèle prédit que si les volumes possèdent un caractère explicatif de l'évolution de la variance, alors le coefficient associé à la variable des volumes sera statistiquement significatif. Or, les résultats obtenus en utilisant le modèle GARCH(1,1) sont très peu satisfaisants. En effet, seulement 5 des 20 coefficients des volumes sont significatifs. L'ajout de la variable des volumes semble donc efficace seulement pour DANONE, LVMH, SAP, TOTAL et UNILEVER. De plus, le modèle prédit également que le degré de persistance de la volatilité est supposé diminuer, et que les coefficients $\alpha_1 + \alpha_2$ doivent devenir statistiquement proches de 0. Bien que la moyenne de cette somme soit moins élevée (0.7878) que pour le modèle sans les volumes, les résultats sont encore peu satisfaisants. Notons que pour Lamoureux et Lastrapes (1990), les 20 coefficients associés à la mesure des volumes étaient tous significatifs. Cependant, les données utilisées dans leur analyse étaient bien différentes de celles que nous utilisons. Il s'agissait de mesures journalières des rendements pour à peu près une année. Chaque action comportait seulement 245 à 387 observations, ce qui est bien différent de notre moyenne de 5936 observations.

Zumbach (2000) et Ng et Lam (2006) ont reporté des problèmes d'estimations en utilisant la méthode de *maximum de vraisemblance* pour modéliser un modèle GARCH avec de gros échantillons. D'autres études ne sont pas parvenues à des résultats satisfaisants, c'est le cas de Mpoumpoukioti (2006), pour qui seulement 14 des coefficients étaient significatifs.

Nous avons également estimé le modèle GARCH(1,1) en utilisant comme mesure de l'activité de *trading* le *turnover*, cela ne fut également pas convaincant. De plus, nous avons tenté de réduire la taille des échantillons en réduisant la fréquence d'observation à des données mensuelles. Les résultats furent une nouvelles fois peu convaincants³⁴.

³⁴ Ces résultats sont disponibles dans l'Annexe 4.

Tableau 15: Modèle GARCH(1,1) des 20 actions de l'échantillon, avec les volumes

Ce modèle a été estimé en utilisant le logiciel OxMetric, la méthode d'estimation est le maximum de vraisemblance et en supposant que les rendements suivent une loi t-Student Une * suivant la valeur du coefficient indique que ce dernier est statistiquement significatif à un degré de 5%. Un « nc » dans une ligne signifie que le modèle n'a pu être estimé à cause d'un problème de convergence de la fonction logarithmique utilisée par la méthode de maximum de vraisemblance. $r_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t$, $h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}^2 + \alpha_3 V_t$

	α_0			α_1			α_2			$\alpha_1 + \alpha_2$	α_3		
	Coeff.	t-value	t-prob	Coeff.	t-value	t-prob	Coeff.	t-value	t-prob		Coeff.	t-value	t-prob
AIR LIQUIDE	0,0130	1,5	0,10	0,0651*	5,8	0,00	0,9210*	60,1	0,00	0,9861	0,0240	1,8	0,07
ALLIANZ	0,0518*	3,1	0,00	0,0800*	5,2	0,00	0,9088*	52,0	0,00	0,9889	-0,0030	-0,6	0,54
AXA	0,0546*	3,2	0,00	0,0913*	6,4	0,00	0,8966*	56,6	0,00	0,9880	0,0016	0,7	0,50
BASF	0,0483*	2,9	0,00	0,0783*	6,6	0,00	0,9045*	59,8	0,00	0,9828	0,0007	0,2	0,84
BAYER	0,0282	2,5	0,01	0,0553*	6,1	0,00	0,9353*	88,9	0,00	0,9906	0,0018	0,6	0,58
BCO SANTANDER	0,0707*	3,6	0,00	0,1137*	6,2	0,00	0,8761*	47,1	0,00	0,9899	-0,0002	-1,3	0,18
BNP PARIBAS	0,0463	1,8	0,06	0,0713*	4,0	0,00	0,9172*	41,0	0,00	0,9885	0,0041	0,6	0,56
DANONE	0,0225	0,4	0,66	0,0973*	6,2	0,00	0,0001*	4,3	0,00	0,0975	0,8632*	21,7	0,00
DEUTSCHE BANK	0,0070	1,0	0,33	0,0608*	2,8	0,01	0,9343*	37,3	0,00	0,9951	0,0036	0,9	0,34
E.ON	0,0001	0,4	0,65	0,1547*	3,0	0,00	0,7958*	10,3	0,00	0,9505	0,0214	1,7	0,08
ENI	0,0259**	2,2	0,03	0,0700*	6,2	0,00	0,9168*	63,0	0,00	0,9868	0,0007	1,4	0,17
L'OREAL	nc												
LVMH	0,0000*	0,0	0,00	0,0931*	5,0	0,00	0,0119	0,3	0,74	0,1049	2,2681*	18,2	0,00
SANOFI	0,0400	2,6	0,01	0,0653*	3,8	0,00	0,9229*	43,7	0,00	0,9882	0,0016	0,5	0,65
SAP	0,0015	0,1	0,94	0,1421*	4,1	0,00	0,8543*	26,4	0,00	0,9964	0,0164*	2,1	0,03
SCHNEIDER ELE	0,0417*	2,1	0,04	0,0670*	3,7	0,00	0,9251*	43,0	0,00	0,9921	0,0027	0,3	0,76
SIEMENS	0,0134	1,2	0,24	0,0462*	3,4	0,00	0,9512*	66,2	0,00	0,9974	-0,0001	-0,1	0,94
TELEFONICA	0,0425*	3,6	0,00	0,0851*	6,8	0,00	0,9038*	65,2	0,00	0,9889	-0,0002	-0,6	0,52
TOTAL	0,0000*	508,0	0,00	0,0609*	5,5	0,00	-0,0833*	-18,9	0,00	-0,0224	0,2281*	40,1	0,00
UNILEVER	0,0000*	80,5	0,00	0,0608*	5,5	0,00	-0,0832*	-18,6	0,00	-0,0224	0,0228*	40,0	0,00
Moyenne	0,0267			0,0820			0,7057			0,7878	0,1820		

En suivant les recommandations de Laurent (2015), nous avons estimé un modèle FIEGARCH (1,d,1). Les résultats sont présentés dans le Tableau 16. Le modèle FIEGARCH (*Fractionally Integrated Exponentially GARCH*) est une variante du modèle GARCH et fut initialement proposé par Bollerslev et Mikkelsen (1996). Ce modèle permet de prendre en compte des effets bien connus des séries financières tels que les l'effet de levier et de longue mémoire. Le modèle s'écrit :

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \phi(L)^{-1}(1 - L)^{-d}[1 + \alpha(L)]g(\varepsilon_{t-1}) \quad (42)$$

$$g(\varepsilon_t) = \alpha \left(|\varepsilon_t| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) + \gamma \varepsilon_t \quad (42)$$

Où ω est le logarithme de la moyenne conditionnelle, $\phi(L)$ est le polynôme des opérateurs de décalage, ε_t est un bruit blanc Gaussien de variance 1. Le paramètre γ mesure l'effet de levier et d l'effet de longue mémoire³⁵.

Comme nous pouvons le constater dans le Tableau 16, pour 7 actions sur 20, le modèle n'a pas pu être estimé à cause de problèmes de convergence de la fonction logarithmique lors de l'estimation par la méthode de *maximum de vraisemblance*. Cependant, pour toutes les actions pour lesquelles le modèle a pu être estimé, chacun des coefficients associés aux volumes sont statistiquement significatif à un niveau de 5%. Les volumes semblent donc posséder un pouvoir explicatif dans l'équation de la variance conditionnelle. La moyenne du coefficient des volumes est de 0.0366. Notons que, dans le modèle FIEGARCH, la variable dépendante (la variance conditionnelle) est exprimée en logarithme, ceci permet notamment d'empêcher d'obtenir une variance négative. Les volumes sont exprimés en millions. Une augmentation des volumes de 1 million augmentera, en moyenne, la variance conditionnelle de 0.0366%

³⁵ Pour plus d'informations concernant le modèle FIEGARCH, consulter :Bollerslev et Mikkelsen (1996).

Tableau 16: Modèle FIEGARCH(1,d,1) des 20 actions de l'échantillon, avec les volumes

Ce modèle a été estimé en utilisant le logiciel OxMetric, la méthode d'estimation est le maximum de vraisemblance et en supposant que les rendements suivent une loi t-Student. Une * suivant la valeur du coefficient indique que ce dernier est statistiquement significatif à un degré de 5%. Un « nc » dans une ligne signifie que le modèle n'a pu être estimé à cause d'un problème de convergence de la fonction logarithmique utilisé par la méthode de maximum de vraisemblance.

$$r_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t, \log(\sigma_t^2) = \omega + \phi(L)^{-1}(1-L)^{-d}[1 + \alpha(L)]g(\varepsilon_{t-1}) + \alpha_1 V_t$$

	α_1			d			ϕ_1 (ARCH)			β_1 (GARCH)			θ_1 (EGARCH)			θ_2 (EGARCH)		
	Coef.	t-value	t-prob	Coef.	t-value	t-prob	Coef.	t-value	t-prob	Coef.	t-value	t-prob	Coef.	t-value	t-prob	Coef.	t-value	t-prob
AIR LIQUIDE	0,11*	22,10	0,00	0,58*	11,05	0,00	-0,75*	-53,56	0,00	0,91*	16,58	0,00	-0,06*	-3,25	0,00	0,14*	55,44	0,00
ALLIANZ	0,01*	5,63	0,00	0,57*	5,50	0,00	-0,36	-10,50	0,29	0,83*	65,40	0,00	-0,06*	-3,62	0,00	0,13*	41,79	0,00
AXA	0,00*	4,14	0,00	0,56*	5,12	0,00	-0,17	-0,51	0,61	0,81*	66,90	0,00	-0,05*	-3,91	0,00	0,11*	43,53	0,00
BASF	nc																	
BAYER	0,01*	4,53	0,00	0,51*	35,97	0,00	-0,32	-0,99	0,32	0,89*	11,13	0,00	-0,03*	-2,58	0,01	0,09*	30,33	0,00
BCO	nc																	
SANTANDER	nc																	
BNP	nc																	
PARIBAS	nc																	
DANONE	0,06*	24,15	0,00	0,57*	10,12	0,00	-0,73*	-33,80	0,00	0,87*	74,41	0,00	-0,03*	-1,98	0,05	0,16*	56,68	0,00
DEUTSCHE BANK	0,03*	28,52	0,00	0,70*	17,90	0,00	0,44	0,72	0,47	0,61*	49,57	0,00	-0,02*	-2,30	0,02	0,08*	30,96	0,00
E.ON	0,02*	21,41	0,00	0,62*	11,38	0,00	-0,66*	-27,50	0,01	0,87*	89,98	0,00	-0,03	-1,77	0,08	0,16*	49,31	0,00
ENI	nc																	
L'OREAL	nc																	
LVMH	0,09*	24,80	0,00	0,56*	10,39	0,00	-0,60*	-38,70	0,00	0,92*	29,22	0,00	-0,03*	-2,87	0,00	0,10*	38,43	0,00
SANOFI	0,04*	22,36	0,00	0,78*	32,60	0,00	1,00*	27,86	0,00	-0,99*	-1,73	0,00	-0,05*	-4,00	0,00	0,19*	83,69	0,00
SAP	0,02*	20,86	0,00	0,73*	27,38	0,00	0,20	0,36	0,72	0,43	18,81	0,06	-0,06*	-3,12	0,00	0,14*	38,07	0,00
SCHNEIDER ELECTRIC	0,07*	21,68	0,00	0,66*	11,21	0,00	-0,42	-0,79	0,43	0,74*	26,10	0,01	-0,07*	-4,06	0,00	0,13*	48,00	0,00
SIEMENS	nc																	
TELEFONICA	0,01*	22,62	0,00	0,66*	11,04	0,00	-0,15	-0,21	0,83	0,61	16,85	0,09	-0,04*	-3,38	0,00	0,14*	44,38	0,00
TOTAL	nc																	
UNILEVER NV	0,02*	26,52	0,00	-0,16*	-31,40	0,00	1,98	10,84	0,28	1,00*	11,12	0,00	-0,01	-1,39	0,17	0,05*	15,69	0,12
Moyenne	0,0366			0,5634			-0,0412			0,6527			-0,0422			0,1234		

4.2 Tests des moyennes

Maintenant que nous avons pu prouver que les volumes possédaient un pouvoir explicatif des mouvements de la variance, tentons déterminer si les volumes et la volatilité ont réellement augmenté durant notre période d'analyse.

Nous avons séparé chacun de nos échantillons d'actions en deux sous-échantillons. Le premier sous-échantillon comporte les premières données disponibles depuis 1990 et s'arrête au 21 septembre 2000, date de la création de l'Euronext. Cet échantillon est nommé A. Le deuxième sous-échantillon regroupe les données du 22 septembre 2000 au 6 mai 2015, date de la récolte des données.

Nous tentons donc de répondre aux hypothèses énumérées plus tôt. Les résultats de notre analyse sont disponibles dans le Tableau 17.

4.2.1 Les volumes

Comme nous pouvons le constater, les volumes ont augmenté pour chacune des actions, et cela de manière (souvent) significative. Notons que notre mesure des volumes est ajustée pour les *stock splits* afin d'éviter des augmentations non représentative. L'augmentation la plus conséquente est à attribuer à BCO SANTANDER. Les volumes moyens sont passés de 0.874 dans l'échantillon A à 7.06 millions dans l'échantillon B. En matière de % d'augmentation, c'est SAP qui détient la plus nette. Ses volumes ont augmenté de 843% passant de 0.6 à 5.66 millions.

Tous les t-tests de moyennes identiques ont été effectués et chaque moyenne est statistiquement différente à travers les deux sous-échantillons. L'hypothèse H_0 est rejetée à un degré de significativité de 5% pour chaque action.

4.2.2 Le turnover

Nous avons également effectué les tests nécessaires pour déterminer si la rotation des titres a augmenté. En effet, il est possible que l'augmentation des volumes soit simplement due à une augmentation du nombre d'actions en circulation. Nous avons ajusté les volumes aux *stock splits*, mais le nombre d'action en circulation peut également augmenter pour toutes sortes de raisons. En effet, les sociétés peuvent être désireuses de se financer via le marché des actions

en émettant des *stock options* ou simplement de nouvelles actions. Le *turnover* nous donne également une mesure supplémentaire de l'augmentation de l'activité de *trading*.

Une fois de plus, il est indéniable que les volumes ont augmenté. En effet, la mesure du *turnover* a statistiquement augmenté pour chaque action présente dans notre échantillon, passant, par exemple, pour SANOFI de 3,5% à 11,8%.

4.3 Tests de la volatilité

Nous savons maintenant que la relation liant les volumes à la volatilité est positive. Si ceci est vrai, alors la volatilité doit à son tour avoir augmenté. Testons maintenant si cette dernière a bel et bien augmenté durant la deuxième période comme nous le présageons.

Le calcul de la variance des deux sous-échantillons nous montre que cette dernière n'a augmenté que pour 11 des 20 actions étudiées. Pour les 11 actions où la variance a augmenté, nous ne pouvons statistiquement rejeter l'hypothèse nulle de variance identique à un degré de significativité de 5%, que pour 10 des 11 actions. En ce qui concerne les 9 actions où la variance a diminué plutôt qu'augmenté, 7 sont statistiquement différentes à un degré de significativité de 5%, les deux autres ne peuvent pas être considéré comme statistiquement différentes.

Bien que pour plus de la moitié des actions la variance ait augmenté, parfois de manière distinctive, les résultats ne sont pas assez convaincants pour pouvoir affirmer que la variance soit plus élevée après le 22 septembre 2000.

Tableau 17: Résultats des tests statistiques des volumes, du turnover et de la variance

Ce tableau décrit les résultats des tests de moyenne des volumes et des turnovers de deux sous-échantillons, commençant à partir des premiers observations disponibles jusqu'au 21 septembre 2000 (échantillon A) et du 22 septembre 2000 au 6 mai 2015 (échantillon B). Pour tester l'égalité des moyennes, nous utilisons le t-test avec comme hypothèse $H_1: \mu_A \neq \mu_B$ $H_0: \mu_A = \mu_B$. Le tableau comprend également le test d'égalité des variances des deux sous-échantillons. Ce test est un test Fisher avec comme hypothèse $H_1: \sigma_A \neq \sigma_B$ $H_0: \sigma_A = \sigma_B$.

	Observations		Variance		Volume (millions)		Turnover		t value volume	t value turnover	Va/Vb	t value Variance
	A	B	A	B	A	B	A	B				
AIR LIQUIDE	2312	3736	0,028%	0,025%	0,65	1,20	0,9%	1,0%	0,00	0,00	0,89	0,00
ALLIANZ	2320	3712	0,031%	0,055%	0,36	2,73	0,1%	0,7%	0,00	0,00	1,73	0,00
AXA	2309	3735	0,034%	0,075%	2,62	9,22	6,6%	14,2%	0,00	0,00	2,21	0,00
BASF	2321	3712	0,025%	0,035%	3,28	5,05	5,4%	9,9%	0,00	0,00	1,43	0,00
BAYER	2575	3458	0,025%	0,042%	2,13	4,03	3,0%	5,3%	0,00	0,00	1,71	0,00
BCO SANTANDER	2605	3701	0,034%	0,050%	0,87	7,066	0,3%	2,3%	0,00	0,00	1,48	0,00
BNP PARIBAS	1736	3736	0,052%	0,062%	1,67	4,81	0,8%	1,6%	0,00	0,00	1,18	0,00
DANONE	2311	3736	0,024%	0,022%	1,59	2,49	na	na	0,00	na	0,95	0,10
DEUTSCHE BANK	2321	3713	0,029%	0,066%	3,48	6,83	6,9%	10,0%	0,00	0,00	2,25	0,00
E.ON	2321	3713	0,025%	0,036%	4,18	10,00	na	na	0,00	na	1,46	0,00
ENI	1216	3705	0,034%	0,030%	1,07	2,23	0,1%	0,6%	0,00	0,00	0,88	0,00
L'OREAL	2312	3736	0,039%	0,027%	0,98	1,15	na	na	0,00	na	0,69	0,00
LVMH MOET HENNESSY	2312	3736	0,036%	0,040%	1,14	1,46	na	na	0,00	na	1,10	0,01
SANOFI	2309	3736	0,041%	0,031%	0,88	3,48	3,5%	11,8%	0,00	0,00	0,75	0,00
SAP	944	3713	0,113%	0,052%	0,60	5,66	1,0%	9,4%	0,00	0,00	0,46	0,00
SCHNEIDER ELECTRIC	2309	3734	0,053%	0,048%	0,68	2,11	2,3%	6,0%	0,00	0,00	0,92	0,01
SIEMENS	2321	3713	0,031%	0,048%	4,19	4,97	7,6%	8,3%	0,00	0,00	1,55	0,00
TELEFONICA	2605	3701	0,033%	0,031%	1,25	3,42	1,3%	2,2%	0,00	0,00	0,94	0,05
TOTAL	2597	3736	0,035%	0,028%	2,77	8,84	5%	11,6%	0,00	0,00	0,79	0,00
UNILEVER NV	2628	3736	0,020%	0,020%	6,33	8,19	4,1%	6,0%	0,00	0,00	1,02	0,28

5. Limitations de l'analyse

Il convient de nuancer les résultats obtenus. Premièrement, s'il est indéniable que les volumes et le *turnover* ont réellement augmentés durant notre période d'analyse, rien n'indique de lien de causalité entre l'avènement de nouvelles technologies de *trading* et l'augmentation des volumes. Tout ce que nous pouvons dire avec certitude, c'est qu'il est improbable statistiquement d'affirmer que les volumes soient les mêmes durant les deux périodes d'analyse.

Deuxièmement, bien que notre étude de la relation liant les volumes à la volatilité nous ait permis de déterminer que cette relation est positive, cela n'indique une nouvelle fois pas de relation de cause à effet. Nous pouvons simplement déterminer qu'une hausse des volumes s'accompagne généralement d'une hausse de la volatilité.

Finalement, concernant les résultats mitigés obtenus par l'analyse de l'évolution de la volatilité, il convient une nouvelle fois de prendre du recul. En effet, il nous a été impossible de déterminer de manière significative si la volatilité des 20 actions avait réellement augmenté. Notons cependant que l'analyse de la volatilité de l'Eurostoxx 50 dans son entièreté ne laisse aucun doute. Alors pourquoi les résultats sont-ils si peu satisfaisants en utilisant une mesure désagrégée ? Nous pensons que la réponse à cette question se trouve dans les composants de la volatilité. En effet, la volatilité d'un titre peut être décomposée en deux parties. La volatilité systémique et spécifique.

La volatilité systémique correspond aux risques du marché dans son ensemble et est généralement fonction des différents éléments macroéconomiques qui composent ce marché (e.g. l'inflation, le PIB, le taux d'emploi, les taux d'intérêts, etc.). Tandis que la volatilité spécifique est fonction des éléments spécifiques à la firme. Il s'agit ici de mesures microéconomiques liées aux fondamentaux spécifiques à la santé de la société (e.g. le ROE). Or, l'augmentation globale des volumes d'échanges s'apparente plutôt à une augmentation du risque systémique, et non spécifique. Voilà pourquoi les résultats semblent moins satisfaisants pour nos 20 actions que pour l'Eurostoxx 50. En effet, si d'autres variables influençant négativement le risque spécifique ont augmentées, alors il est possible que cela parvienne à contrebalancer la mesure de la volatilité totale.

En utilisant une base de données plus riche, nous aurions pu contrôler l'évolution des variables influençant le risque spécifique, tel que cela a été réalisé par Zhang (2010). Les variables utilisées par l'auteur sont la variation du ROE (*Return on Equity*), la variation du

chiffre d'affaire et la dispersion des estimations des analystes, l'âge de la firme, la part des possessions institutionnelles, l'effet de levier du marché et l'inverse du prix du titre. Malheureusement, l'accès à ce type de données nous a été impossible³⁶.

De plus, il est important de noter que si la volatilité peut avoir diminué dans certains cas, la moyenne des volumes a quant à elle également diminué. Ce qui signifie que l'ordre de grandeur n'est plus vraiment comparable. A titre indicatif, le Tableau 18 indique les coefficients de variation des 20 actions. Cette mesure permet de comparer les variances ayant des ordres de grandeur différents. Elle se calcule en divisant l'écart-type par la moyenne des rendements :

$$Cv = \frac{\sigma}{\mu} \quad (43)$$

Comme nous pouvons le constater les coefficients de variation ont augmenté pour chacune des actions (sauf BAYER). Ce coefficient mesure le risque pris par unité de rendement. Il est l'inverse du célèbre *Sharpe Ratio* qui mesure le rendement par unité de risque. Autrement dit, le *Sharpe Ratio* est une mesure du rendement ajusté au risque (Sharpe, 1994). Le but est bien évidemment de maximiser ce ratio. Inversement, le coefficient de variation est à minimiser. Le but de ce travail était de définir si les marchés étaient plus risqués. Ce que ces ratios nous disent est que la prise de risque (calculé par la volatilité) est récompensée par un rendement moins élevé. Pour notre échantillon, dans la majorité des cas le coefficient de variation est plus élevé dans la deuxième période que dans la première.

³⁶ L'accès à la base de données Bloomberg à l'UCL est arrivé beaucoup trop tard pour permettre une analyse approfondie.

Tableau 18: Coefficients de variation des deux sous-échantillons						
	De 1990 à 2000			De 2000 à 2015		
	μ	σ	CV	μ	σ	CV
AIR LIQUIDE	0,9434%	0,5839%	0,6	1,0130%	0,6571%	0,6
ALLIANZ	0,0458%	1,7741%	38,7	-0,0299%	2,3361%	78,1
AXA	0,0613%	1,8383%	30,0	-0,0272%	2,7316%	100,5
BASF	0,0466%	1,5730%	33,8	0,0261%	1,8809%	72,2
BAYER	0,0217%	1,5705%	72,4	0,0361%	2,0525%	56,9
BCO SANTANDER	0,0574%	1,8324%	31,9	-0,0140%	2,2265%	159,5
BNP PARIBAS	0,0466%	2,2872%	49,1	0,0043%	2,4867%	578,0
DANONE	0,0389%	1,5338%	39,4	0,0151%	1,4976%	99,0
DEUTSCHE BANK	0,0476%	1,7167%	36,1	-0,0292%	2,5754%	88,3
E.ON	0,0485%	1,5730%	32,5	-0,0077%	1,9010%	245,4
ENI	0,0696%	1,8336%	26,3	0,0086%	1,7248%	199,9
L'OREAL	0,0994%	1,9795%	19,9	0,0193%	1,6429%	85,3
LVMH	0,0644%	1,9001%	29,5	0,0191%	1,9912%	104,1
SANOFI	0,0864%	2,0205%	23,4	0,0133%	1,7501%	131,4
SAP	0,1827%	3,3574%	18,4	0,0076%	2,2882%	299,2
SCHNEIDER ELE.	0,0524%	2,2958%	43,8	0,0175%	2,2016%	125,7
SIEMENS	0,0681%	1,7631%	25,9	-0,0017%	2,1972%	1285,6
TELEFONICA	0,1034%	1,8089%	17,5	-0,0074%	1,7560%	237,6
TOTAL	0,0719%	1,8608%	25,9	0,0029%	1,6591%	566,5
UNILEVER NV	0,0436%	1,4303%	32,8	0,0211%	1,4152%	67,0

6. Implications

Plusieurs études ont démontré que les volumes, poussés par l'avènement de l'informatique, ont augmenté (Chordia, et al. 2008; Ashraf, 2009; Girard et Omran, 2009; Sabri, 2008). Partons du constant que les volumes sont représentatifs de l'activité de *trading*. Nous avons déterminé que les volumes avaient augmenté à travers les deux sous-échantillons. Nous n'avons pas pu prouver que la volatilité avait réellement augmenté, mais nous possédons des preuves tendant à prouver que cela pourrait être le cas. En effet, la littérature semble s'accorder sur ce point. De plus, les données de l'Eurostoxx 50, dans son ensemble, ne laisse

pas planer de doute et les coefficients de variation de nos 20 titres semble s'accorder pour dire que de manière relative, la variance est plus importante.

Comme nous l'avons vu plus tôt, la volatilité n'est pas désirable. Elle est une mesure de l'incertitude et du risque. En présence d'une volatilité élevée, les investisseurs réclament une prise de risque pour détenir de tels titres. Cela rend les coûts des capitaux plus élevés et peut avoir pour conséquence d'empêcher des projets, pourtant rentables, de se réaliser. Par conséquent, la volatilité est un frein au développement de l'activité économique.

Les marchés sont plus risqués, mais les rendements sont eux moins importants. Cela implique qu'il est nécessaire de prendre plus de risque pour obtenir un rendement égal à ce que l'on pouvait avoir dans l'échantillon avant les années 2000.

Conclusion

Pour conclure, les évolutions technologiques sont de manière générale un bien pour l'économie. Le problème provient plutôt de l'usage que nous en faisons. N'importe quelle révolution, pourtant bienfaisante, peut être détournée de son but initial pour servir les intérêts propres d'un groupe d'individus. Malheureusement, l'histoire nous a prouvé que l'outil formidable qu'est l'informatique n'échappe pas à cette règle.

L'informatisation des places boursières permet un gain de productivité considérable. L'automatisation des ordres a permis de réduire le nombre d'intermédiaires nécessaires et donc de réduire le coût de l'investissement et d'augmenter les perspectives de profit. De plus, grâce au *trading* via internet, les marchés se sont ouverts aux (plus) petits porteurs. Les marchés se sont mondialisés, agrandissant l'univers d'investissement et permettant de réduire davantage le risque grâce à une plus grande diversification des investissements. Tout cela n'aurait pas pu être réalisable sans l'informatique. Il serait idiot de vouloir freiner le progrès.

D'un autre côté, notre sentiment est assez mitigé concernant l'utilisation d'algorithmes à hautes fréquences dans le seul but de réaliser du profit sur des micro-transactions. L'activité de ces sociétés rend les marchés plus liquides, permet de réduire le *bid-ask spread*, la vitesse d'exécution des ordres et augmente la concurrence sur les marchés financiers. Ces éléments sont en leur faveur, leurs activités permettent d'augmenter la qualité des marchés ! Cependant, le problème provient du fait qu'ils n'apportent aucun capital réel à l'économie. Que ce soient

les stratégies de *front running* ou de teneur de marché décrites plus haut le seul but est d'absorber une partie du profit réalisé par les investissements à long terme.

De plus, le phénomène des THF est encore récent. Il est donc fort probable que la croissance de ce type de sociétés ne soit pas encore terminée. Par conséquent, le profit réalisé par les institutions d'investissement traditionnelles risque encore d'être d'autant plus « absorbé » par les THF. Cela aura pour conséquence de réduire encore plus leur rendement, et donc de nécessiter une prise de risque plus importante afin de réaliser le rendement ciblé. Nous pourrions alors très bien voir resurgir les mêmes causes de la crise des *subprimes*. En effet, une des principales cause de cette crise provient d'investisseurs peu scrupuleux qui, guidés par l'appât du gain, ont réalisé du profit là où il n'y avait pas lieu d'en faire. Si tant de personnes ont perdu de l'argent dans cette crise, c'est que d'autres en ont gagné. Ici, le même phénomène se produit. Si les sociétés de *trading* à haute fréquence sont aussi profitantes qu'on le prétend, cela signifie que les investisseurs « traditionnels » le sont moins.

L'utilisation d'algorithme de *trading* n'est pas le problème. Le danger réside dans leur vitesse d'exécution. Certaines positions ne restent ouvertes que quelques microsecondes. Ce type de transaction s'apparente à de la spéculation à très court terme. Les spéculateurs ont toujours fait partie des marchés financiers et sont, d'une certaine manière, un mal nécessaire pour l'augmentation de la liquidité des marchés. Cependant, dans le cas des THF, le risque engendré par leur activité de spéculation est beaucoup moins élevé de par la durée très faible de détention du titre. En effet, en conservant un titre l'espace de quelque secondes, les THF s'exposent à un risque de perte généralement très faible. Bien que, pour les même raisons, les perspectives de profit soient également très faibles, l'immense quantité de transactions infinitésimalement profitantes permet au final de dégager un profit positif. On imaginerait mal une société de THF reproduire des millions de fois une transaction si celle-ci n'était pas profitable.

C'est là que réside le problème. Les stratégies de ces sociétés sont uniquement basées sur des fluctuations à très court terme et ne sont en rien liées à une analyse de la santé d'une entreprise. Il n'y a donc aucun apport de capital à l'économie, seulement des retraits. En absorbant une partie des profits censés revenir aux investissements « traditionnels », ces sociétés détournent le marché des capitaux de leur but initial.

Nous l'avons vu, la volatilité a augmenté, bon nombre d'études citées dans ce travail en témoignent, l'étude de l'évolution de l'indice Eurostoxx 50 ne laisse aucun doute et l'analyse

du coefficient de variation suggère également cette hypothèse. Cela pourrait être dû aux activités des THF. Dans le modèle de Kaizoji (2009), quand les interactions entre les agents augmentent, la volatilité augmente à son tour. De plus, de nombreuses d'études prouvent que les stratégies des THF causent une augmentation de la volatilité. Comme nous l'avons vu, la volatilité, si elle est importante, n'est pas désirable pour la bonne santé de l'économie. Faudrait-il alors imposer de nouvelles régulations pour stopper les activités des THF ? Selon nous, la réponse est non, mais il convient de limiter leurs activités abusives. En effet, leurs activités sont bénéfiques dans une certaine mesure. Les THF permettent d'augmenter la liquidité des marchés, permet d'ajuster les prix plus rapidement et de réduire le *bid-ask spread*.

Cependant, il peut être nécessaire de contrôler voire de freiner leur croissance. Par exemple, pourquoi ne pas considérer d'imposer un délai minimum de détention d'un titre ? Ce délai ne devrait bien sûr pas être trop important, le but ici n'est pas de bloquer des titres de manière à augmenter le risque de perte, mais de réduire l'augmentation des volumes. Dans un même ordre d'idée, il pourrait aussi être intéressant d'envisager de limiter le nombre de transactions journalières en fonction du capital disponible par la société. Ces types de régulations possèdent des implications qui dépassent le cadre de ce mémoire, et peuvent servir de base pour une analyse future.

Finalement, le récent phénomène décrit par l'avènement des sociétés de *trading* à haute fréquence est récent mais pose déjà de nombreux problèmes et est le sujet de nombreux débats. Il est impératif de contrôler leurs activités si cela s'avère nécessaire, et cela avant que mal ne soit fait.

Bibliographie

- Admati, A. R., & Pfleiderer, P. (1988). A theory of intraday patterns: Volume and price variability. *The Review of Financial Studies* (1986-1998), 1(1), 3.
- Amihud, Y., & Mendelson, H., & O'Hara, M. (1987). Trading mechanisms and stock returns: An empirical Investigation/Discussion. *The Journal of Finance*, 42(3), 533.
- Amihud, Y., & Mendelson, H. (1991). Liquidity, maturity, and the yields on U.S. treasury securities. *The Journal of Finance*, 46(4), 1411.
- Angel, J., & Harris, L., & Spatt, C., Equity Trading in the 21st Century (February 23, 2010). Marshall School of Business Working Paper No. FBE 09-10.
- Angel, J. J., Harris, L. E., & Spatt, C. S. (2015). Equity trading in the 21st century: An update. *The Quarterly Journal of Finance*, 5(01), 1550002.
- Ashraf, M. A., & Joarder, H. R. (2009). The Effect of Information Technology on Stock Market Trade Volume and Volatility: Case for Dhaka Stock Exchange in Bangladesh. *AU JT*, 12(4), 265-270.
- Barber, B. M., & Odean, T. (2000). Trading is hazardous to your wealth: The common stock investment performance of individual investors. *The Journal of Finance*, 55(2), 773-806.
- Black, F., & Scholes, M. (1973). The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *The Journal of Political Economy*, 81(3), 637.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307.
- Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. (1996): Modeling and Pricing Long-Memory in Stock Market Volatility, *Journal of Econometrics*, 73, 151–184.
- Brooks, C. (2014). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Castura, J., Litzenberger, R., Gorelick, R., & Dwivedi, Y. (2010). Market efficiency and microstructure evolution in US equity markets: A high-frequency perspective. *Russell The Journal Of The Bertrand Russell Archives*, 24.
- Chordia, T., Roll, R., & Subrahmanyam, A. (2008). *Why has trading volume increased*. Working Paper, Anderson School, UCLA.
- Conrad, J. S., Hameed, A., & Niden, C. (1994). Volume and autocovariances in short-horizon individual security returns. *The Journal of Finance*, 49(4), 1305.
- Easterling, E. (2015), Volatility in Perspective, *Crestmont Research* (www.CrestmontResearch.com)
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom. *Econometrica* (Pre-1986), 50(4), 987.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and

bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3.

- Foster, F. D., & Viswanathan, S. (1993). The effect of public information and competition on *trading* volume and price volatility. *The Review of Financial Studies* (1986-1998), 6(1), 23.
- Fuller, W. A. (1976). *Introduction to Statistical Time Series*. New York: John Wiley and Sons.
- Gallant, A. R., Rossi, P. E., & Tauchen, G. (1992). Stock prices and volume. *The Review of Financial Studies* (1986-1998), 5(2), 199.
- Girard, E., & Omran, M. (2009). On the relationship between *trading* volume and stock price volatility in CASE. *International Journal of Managerial Finance*, 5(1), 110-134.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779.
- Golub, A., Keane, J., & Poon, S. (2013). *High frequency trading and mini flash crashes*. Rochester: Social Science Research Network.
- Gordon, M. J. (1962). *The investment, financing, and valuation of the corporation*. RD Irwin.
- Hanson, T. A. (2011). *The effects of high frequency traders in a simulated market*. Rochester: Social Science Research Network.
- Harris, M., & Raviv, A. (1993). Differences of opinion make a horse race. *Review of Financial studies*, 6(3), 473-506.
- Hussain, S. M. (2011). The intraday behaviour of bid-ask spreads, *trading* volume and return volatility: Evidence from DAX30. *International Journal of Economics and Finance*, 3(1), 23-34.
- Iati, R. (2009). The real story of *trading* software espionage. *Wall Street & Technology*, 5, 36.
- James, C., & Edmister, R. O. (1983). The relation between common stock returns *trading* activity and market value. *The Journal of Finance*, 38(4), 1075.
- Jones, C. M., & Sirri, E. R. Examining the Main Street Benefits of our Modern Financial Markets.
- Jones, C. M., Kaul, G., & Lipson, M. L. (1994). Transactions, volume, and volatility. *Review of Financial Studies*, 7(4), 631-651
- Kaizoji, T. (2013). Modelling of Stock Returns and *Trading* Volume. *IIM Kozhikode Society & Management Review*, 2(2), 147-155.
- Kyle, A. S. (1985). Continuous auctions and insider *trading*. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1315-1335.
- Lamoureux, C. G., & Lastrapes, W. D. (1990). Heteroskedasticity in stock return data:

volume versus GARCH effects. *The Journal of Finance*, 45(1), 221-229.

- Laurent, S. (2015). Estimating and forecasting ARCH models using G@ RCH 7. Timberlake Consultants Limited.
- Lo, A. W., & Wang, J. (2009). Stock market *trading* volume.
- Lo, A. W., Mamaysky, H., & Wang, J. (2001). *Asset prices and trading volume under fixed transactions costs* (No. w8311). National Bureau of Economic Research.
- McGowan, M. J. (2010). Rise of Computerized High Frequency *Trading*: Use and Controversy, *The. Duke L. & Tech. Rev.*, i.
- Menkveld, A. J. (2013). High frequency *trading* and the new market makers. *Journal of Financial Markets*, 16(4), 712-740.
- Mpoupoukioti, E. (2006), *Trading* and stock price volatility: Evidence from Greek stock market, (*Master thesis*), University of Piraeus
- Ng, H. S., & Lam, K. P. (2006). How Does the Sample Size Affect GARCH Model?
- Pati, P. C. (2008). The relationship between price volatility, *trading* volume and market depth: Evidence from an emerging indian stock index futures market. *South Asian Journal of Management*, 15(2), 25-46.
- Petitjean, M. (2011). How to think about high-frequency *trading* firms. In *Forum financier: revue bancaire et financière* (Vol. 1, pp. 70-72).
- Ramsey, J. B. (1969). Tests for specification errors in classical linear least-squares regression analysis. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 350-371.
- Saatcioglu, K., & Starks, L. T. (1998). The stock price–volume relationship in emerging stock markets: the case of Latin America. *International Journal of forecasting*, 14(2), 215-225.
- Sabri, N. R. (2008). The impact of *trading* volume on stock price volatility in the Arab economy. *Journal of derivatives & Hedge funds*, 14(3), 285-298.
- Schwert, G. W. (1989). Why does stock market volatility change over time?. *The journal of finance*, 44(5), 1115-1153.
- Sharpe, W. F. (1994). The sharpe ratio. *The journal of portfolio management*, 21(1), 49-58.
- Song, F. M., & Zhang, J. (2005). Securities Transaction Tax and Market Volatility*. *The Economic Journal*, 115(506), 1103-1120.
- Tkac, P. A. (1999). A *trading* volume benchmark: Theory and evidence. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 34(01), 89-114.
- Treynor, J. (1962). *Toward a Theory of Market Value of Risky Assets*. Non publié. Une version finale fut publiée dans: *Asset Pricing and Portfolio Performance: Models, Strategy and Performance Metrics*. Robert A. Korajczyk (editor) London: Risk Books, pp. 15–22.

- Treynor, L. (1961). *Market Value, Time, and Risk*. Non publié.
- Zakoian, J. M. (1994). Threshold heteroskedastic models. *Journal of Economic Dynamics and control*, 18(5), 931-955.
- Zhang, F. (2010). High-frequency *trading*, stock volatility and price discovery. Available at SSRN 1691679.
- Zumbach, G. (2000). The pitfalls in fitting GARCH (1, 1) processes. In *Advances in Quantitative Asset Management* (pp. 179-200). Springer US.

Annexe 1: Construction de données agrégée des volumes d'échanges

Malgré de nombreuses recherches, il nous a été impossible de trouver des données agrégées représentant les volumes d'échanges du marché européen. Nous avons donc créé ces données grâce aux données des composants individuels de l'indice. Cependant, bon nombre de données étaient manquantes. Certains volumes n'étaient pas disponibles pour certaines actions, elles furent écartées de l'échantillon. Les actions ne possédant pas de données avant 1993 furent également écartées pour permettre une analyse représentative de l'évolution sur une période suffisamment longue. Finalement certaines observations jugées trop extrêmes furent également écartées. Au final, les données représentent les observations des volumes d'échanges de 36 actions sur les 50 que comporte l'Eurostoxx 50. Les actions ayant survécu à la sélection sont présentées dans le tableau ci-dessous. Les volumes représentés par le graphique correspondent à la somme des volumes journaliers des 36 actions composant cet échantillon. Contrairement à ce qu'il aurait dû être fait, pour représenter plus fidèlement la réalité proposée par l'indice Eurostoxx 50, nous n'avons pas utilisé de pondération particulière. Il s'agit donc d'une mesure des volumes équipondérée. L'ensemble des données sont disponible dans le fichier Excel.

Actions sélectionnées pour représenter les volumes agrégé en page		
AIR LIQUIDE	DEUTSCHE BANK	RWE
ALLIANZ	E.ON	SAINT GOBAIN
ASSICURAZIONI GENERALI	ESSILOR INTL.	SANOFI
AXA	SOCIETE GENERALE	SCHNEIDER ELECTRIC SE
BASF	IBERDROLA	SIEMENS
BAYER	ING GROEP	TELEFONICA
BBV.ARGENTARIA	INTESA SANPAOLO	TOTAL
BANCO SANTANDER	L'OREAL	UNIBAIL-RODAMCO
BMW	LVMH	UNICREDIT
BNP PARIBAS	NOKIA	UNILEVER CERTS.
CARREFOUR	PHILIPS	VINCI
	ELTN.KONINKLIJKE	
DANONE	REPSOL YPF	VIVENDI

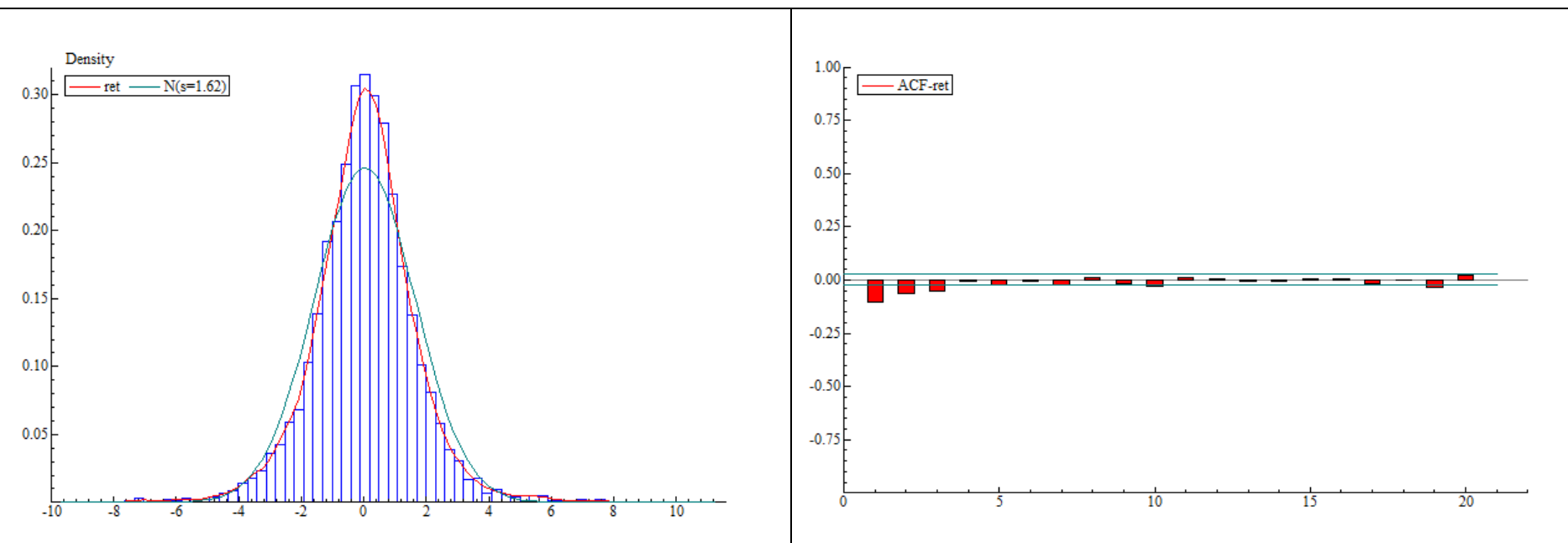
Annexe 2: Calcul de significativité de la moyenne des rendements des actions de notre échantillon

Tableau 19: Calcul de significativité de la moyenne des rendements				
<i>Ce tableau décrit les résultats du t-test de significativité de la moyenne des rendements des 20 actions sélectionnées pour notre analyse : $H_0: \mu = 0$ vs $H_1: \mu \neq 0$ la valeur critique de ce test est de ± 1.96</i>				
Société	Moyenne	Écart-type	t-test	Décision
AIR LIQUIDE	0,000331	0,016199	0,020458053	Non Rejet
ALLIANZ	-0,000004	0,0213793	-0,00017559	Non Rejet
AXA	0,000067	0,0242985	0,002748153	Non Rejet
BASF	0,000340	0,017687	0,019245774	Non Rejet
BAYER	0,000300	0,0186197	0,016111967	Non Rejet
BCO SANTANDER	0,000160	0,0207316	0,007693569	Non Rejet
BNP PARIBAS	0,000181	0,0242496	0,007443422	Non Rejet
DANONE	0,000243	0,0151143	0,016057641	Non Rejet
DEUTSCHE BANK	0,000005	0,0228381	0,00021514	Non Rejet
E.ON	0,000140	0,0178209	0,007844722	Non Rejet
ENI	0,000237	0,0175266	0,013516598	Non Rejet
L'OREAL	0,000500	0,017794	0,028110599	Non Rejet
LVMH MOET HENNESSY	0,000364	0,0195684	0,018586088	Non Rejet
SANOFI	0,000413	0,0185818	0,022226049	Non Rejet
SAP	0,000424	0,0253071	0,016734434	Non Rejet
SCHNEIDER ELECTRIC	0,000310	0,0223797	0,013860776	Non Rejet
SIEMENS	0,000252	0,0204134	0,012364427	Non Rejet
TELEFONICA	0,000382	0,0177863	0,021488449	Non Rejet
TOTAL	0,000312	0,0174482	0,017864307	Non Rejet
UNILEVER NV	0,000303	0,0142129	0,021297554	Non Rejet

Annexe 3: Histogrammes et corrélogrammes des rendements des 20 titres sélectionnés pour notre analyse

Tableau 20: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'AIR LIQUIDE

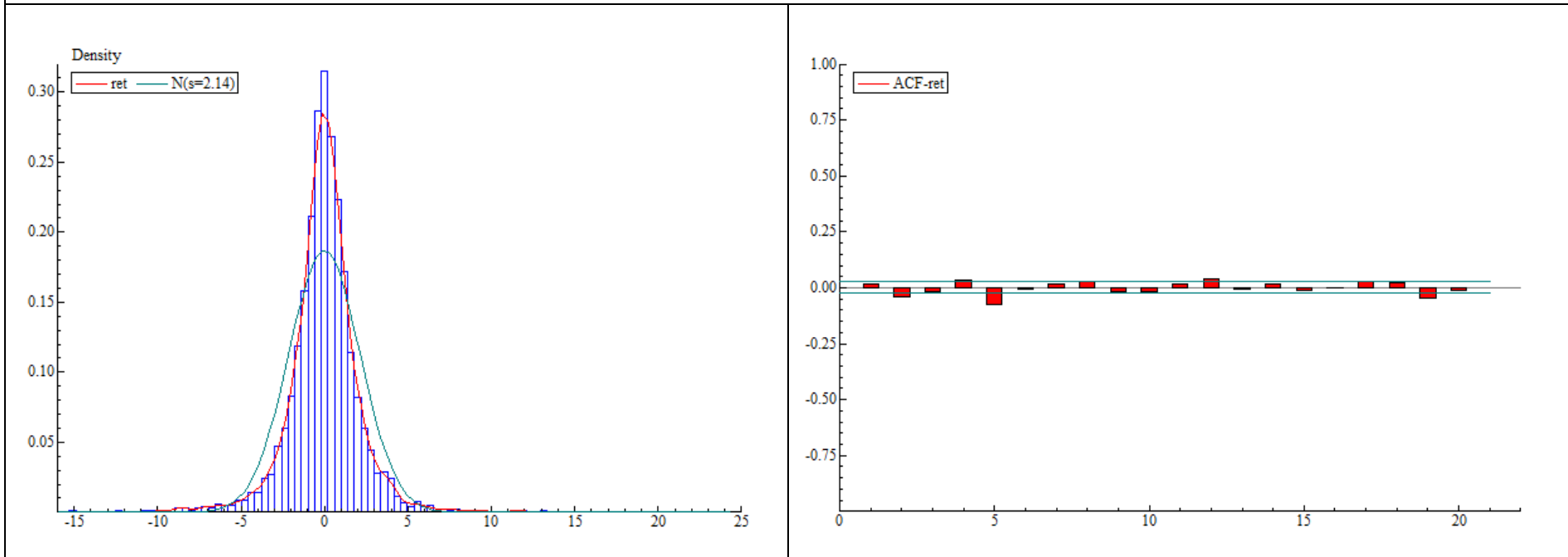
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre AIR LIQUIDE de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est négativement corrélée jusqu'à un degré de décalage de 3. La corrélation diminue lentement.

Tableau 21: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'ALLIANZ

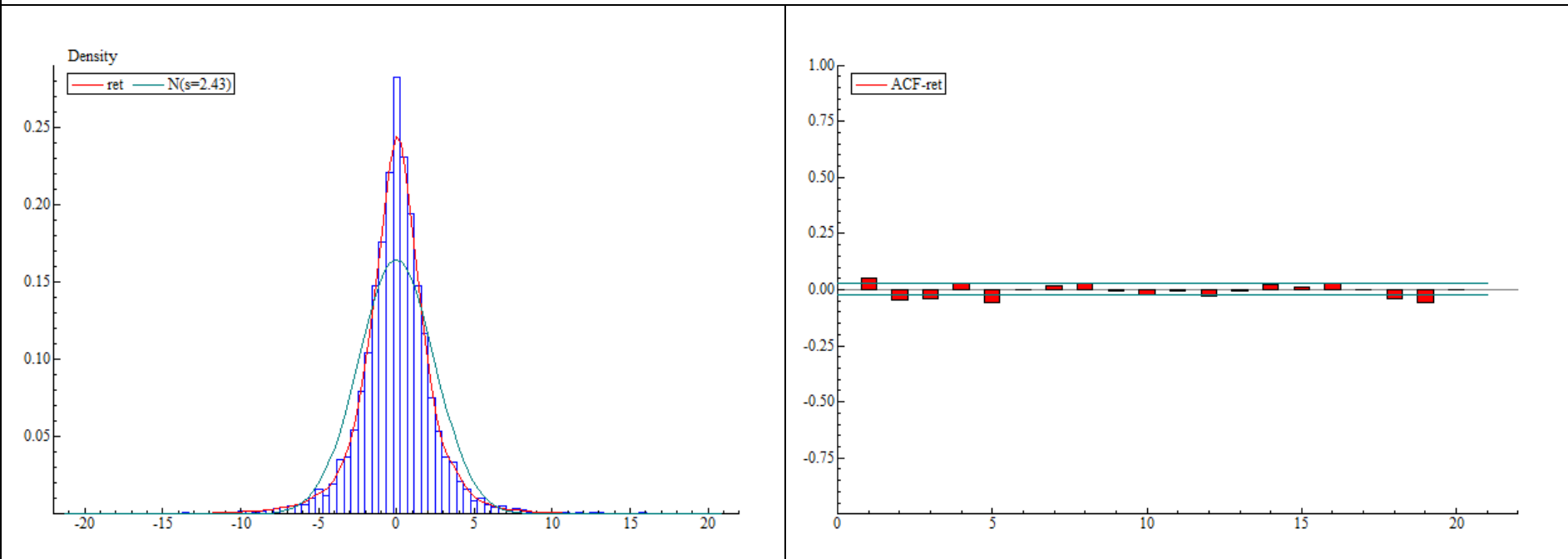
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre ALLIANZ de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'aplatissement > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est négativement corrélée à un degré de décalage de 2 et 5. La corrélation diminue lentement.

Tableau 22: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'AXA

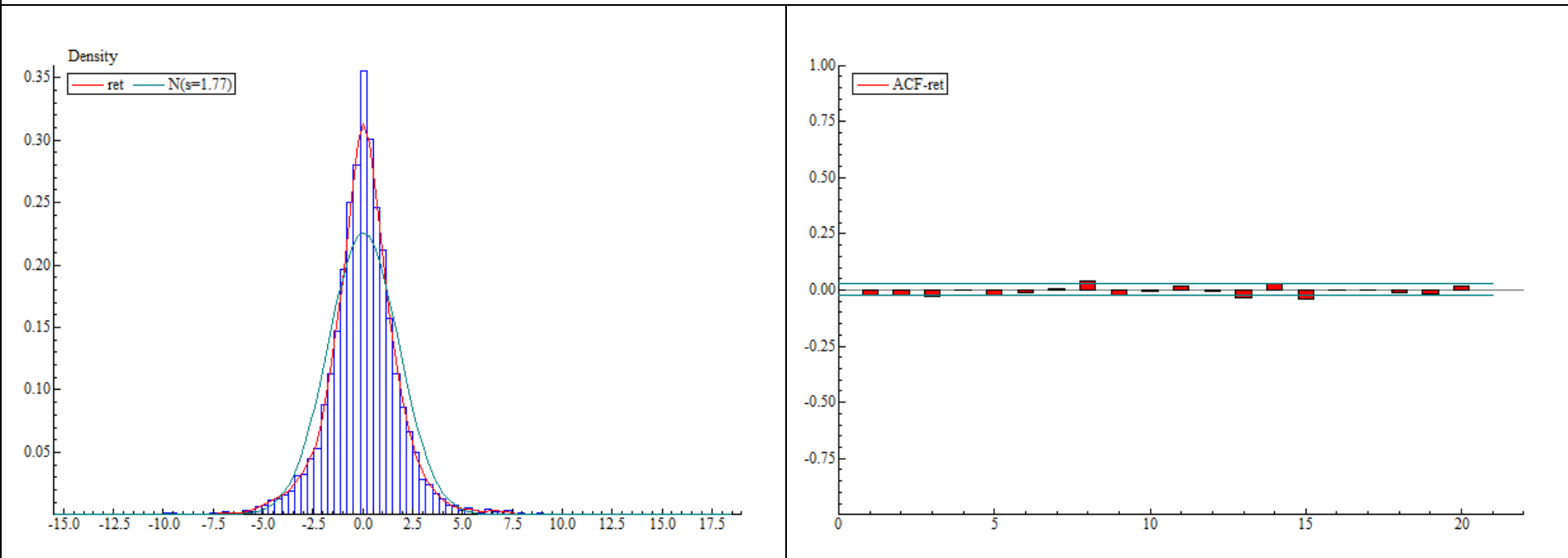
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre AXA de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est positivement corrélée avec le premier degré de décalage et négativement corrélée avec le degré de décalages 2,3 et 5. La corrélation diminue lentement.

Tableau 23: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de BASF

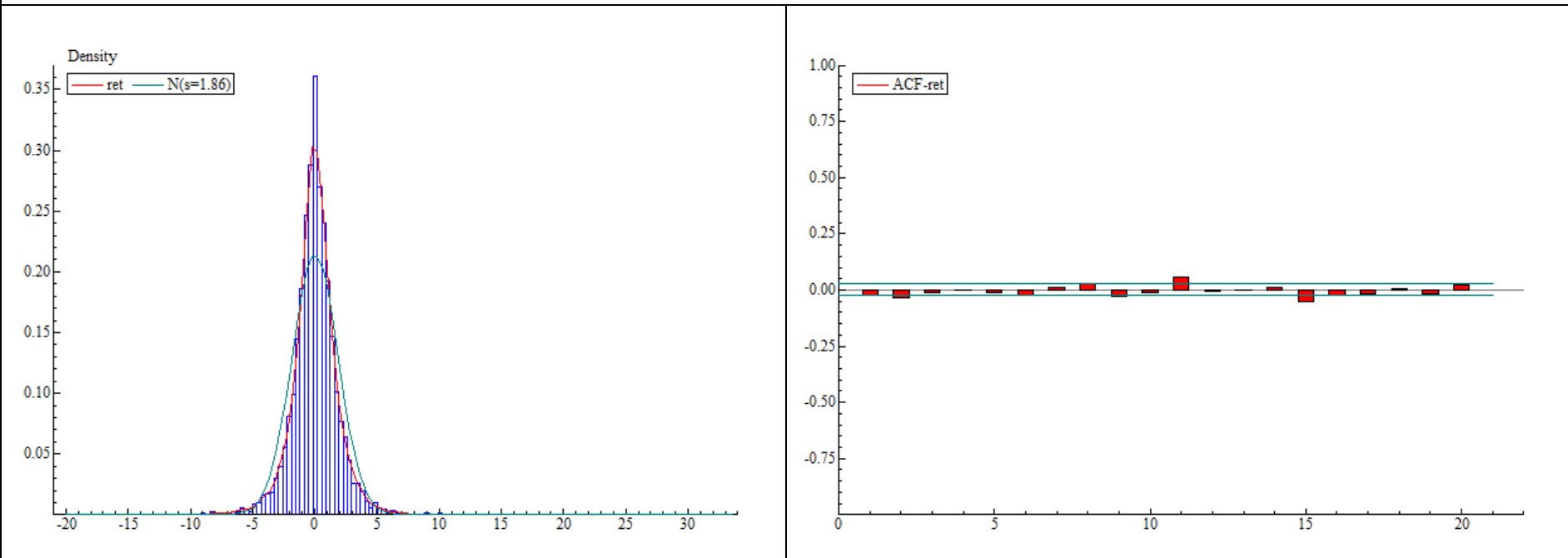
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre BASF de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série n'est pas corrélée avec ses premiers décalages. La corrélation est faible.

Tableau 24: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de BAYER

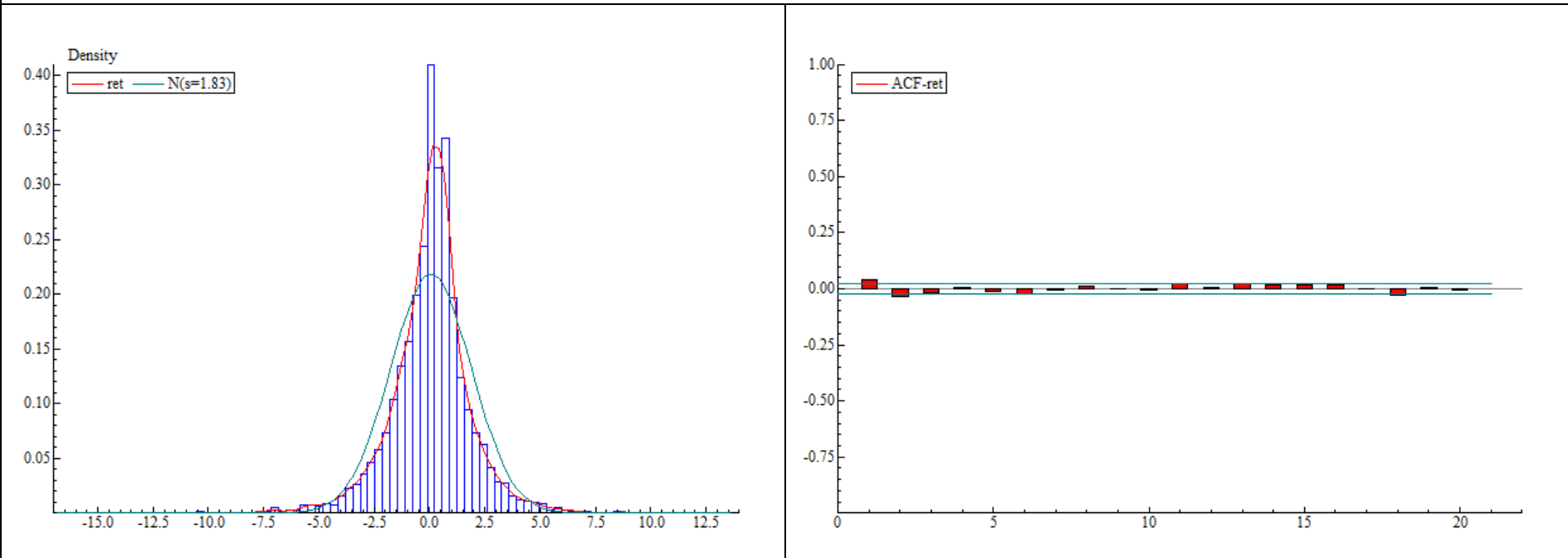
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre BAYER de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série n'est pas corrélés avec ses premiers décalage. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 25: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de BCO SANTANDER

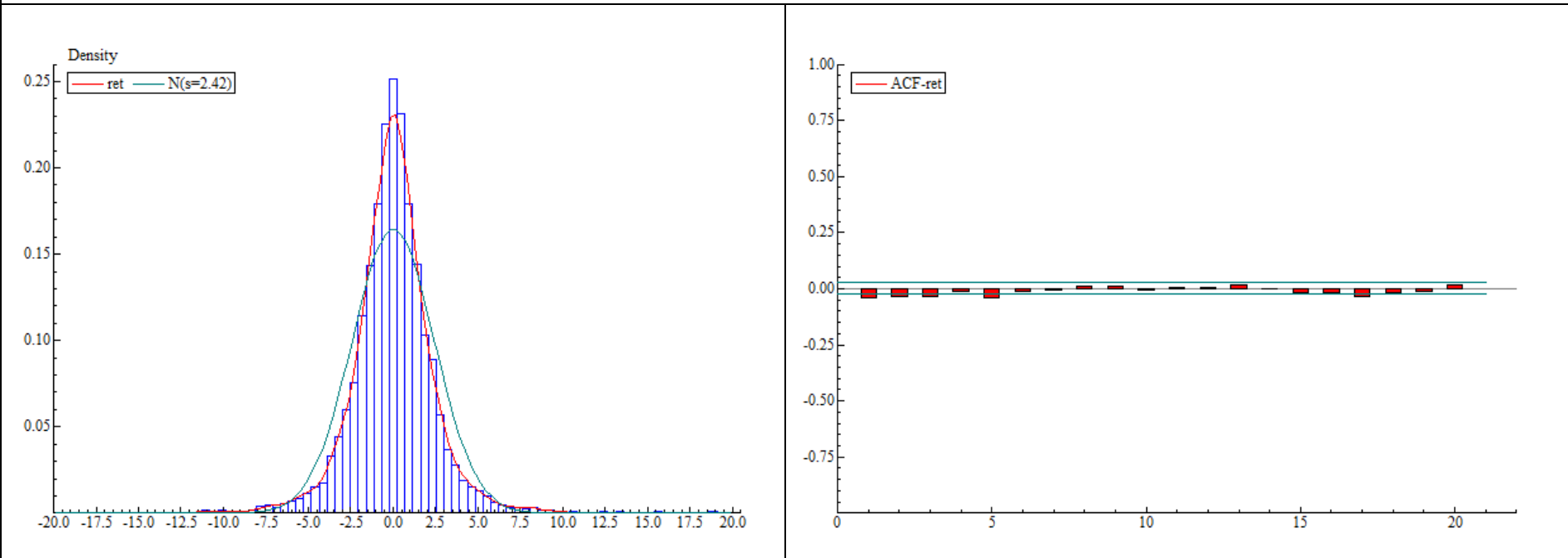
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre BANCO SANTANDER de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée positivement avec son premier décalage. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 26: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de BNP PARIBAS

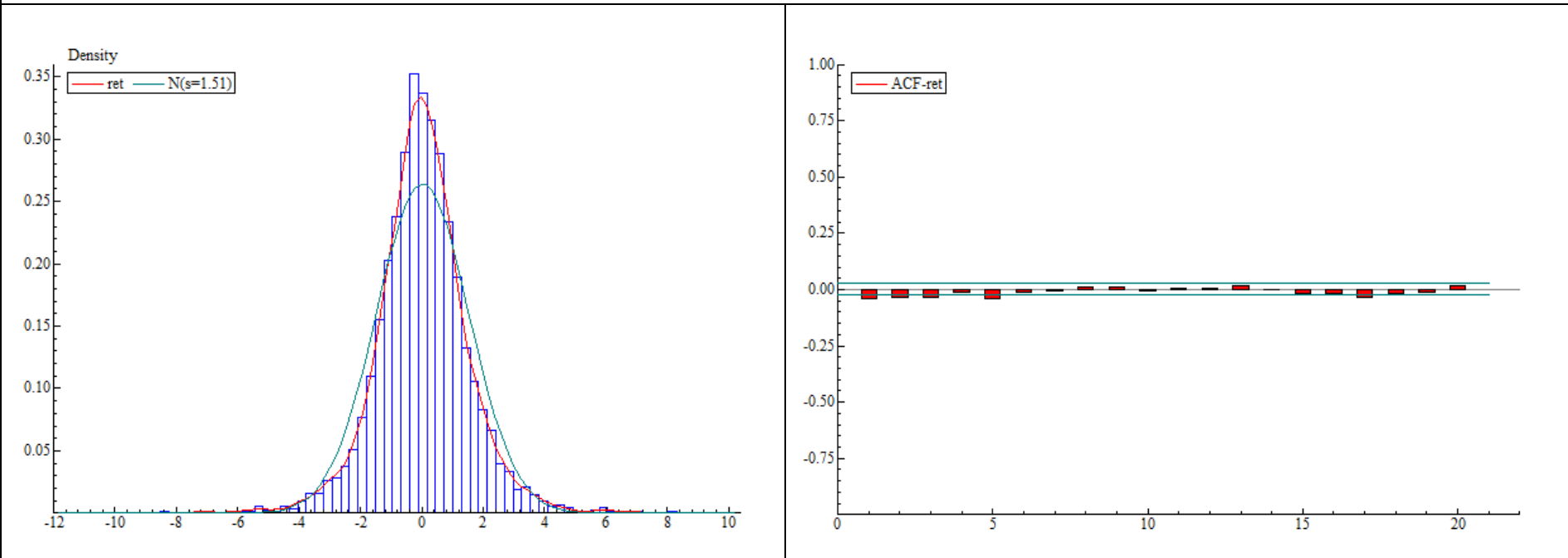
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre BNP PARIBAS de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec ses trois premiers décalages et le cinquième. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 27: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de DANONE

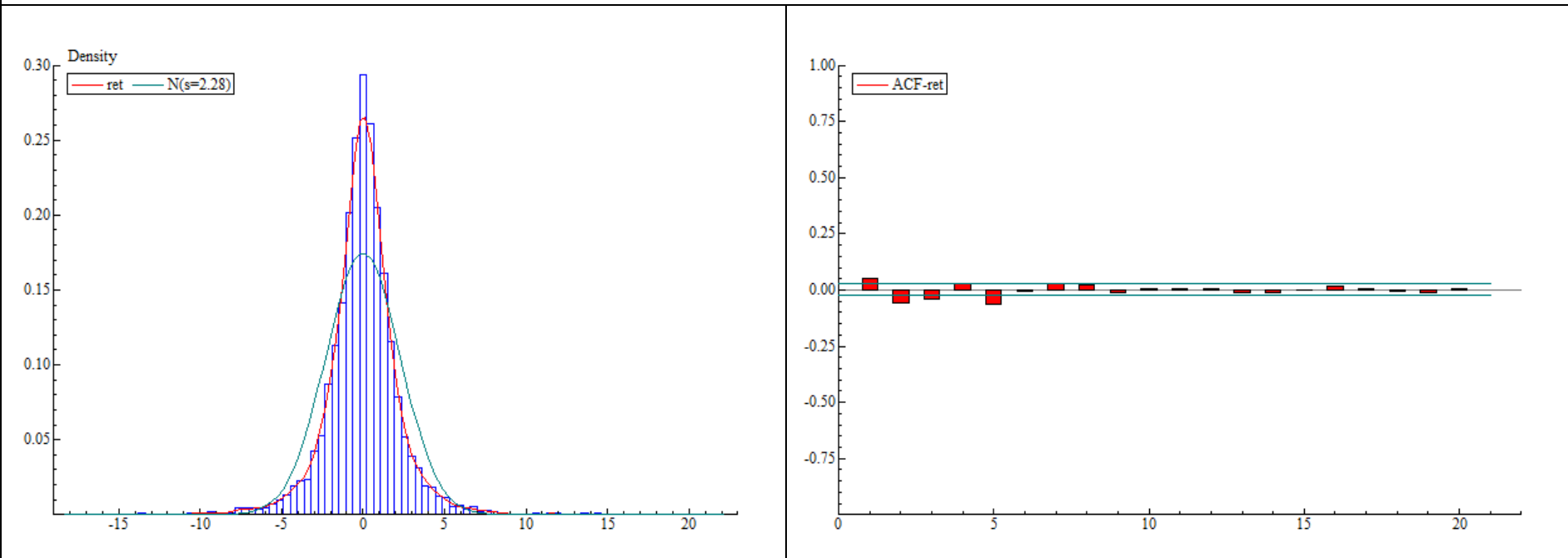
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre DANONE de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec ses trois premiers décalages et le cinquième. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 28: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de DEUTSCHE BANK

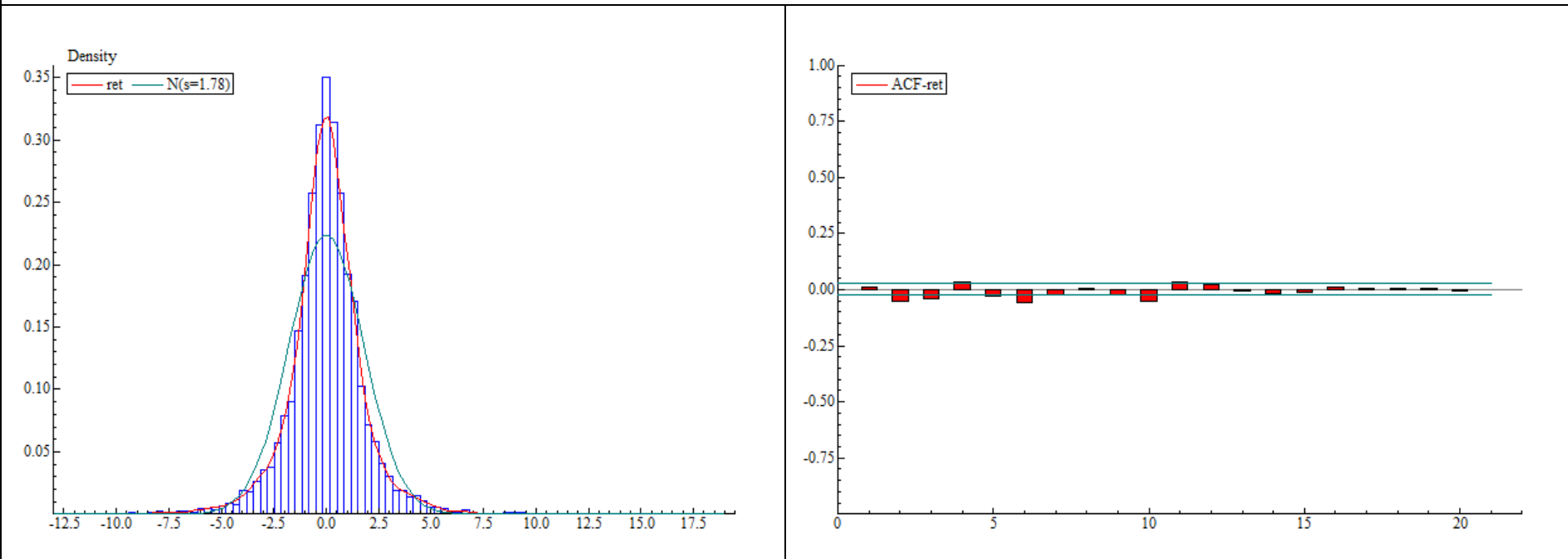
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre DEUTSCHE BANK de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif..



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée positivement avec son premier décalage et négativement avec le deuxième, troisième et le cinquième. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 29: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'E ON

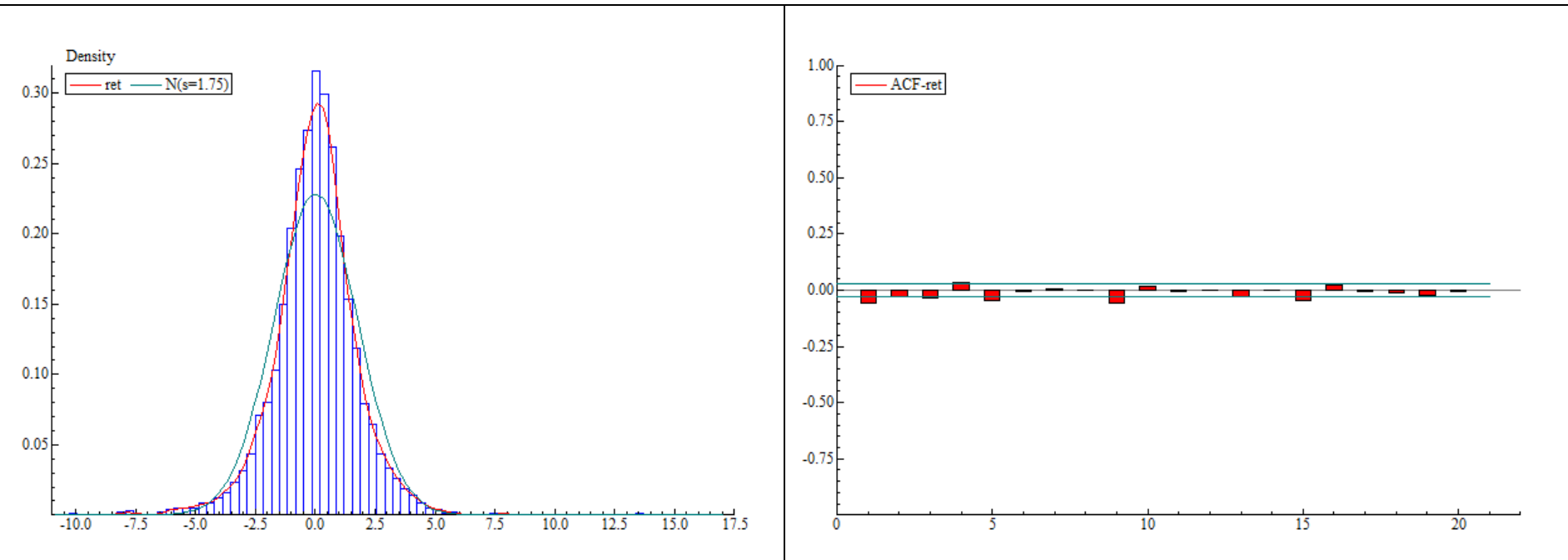
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre E ON de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec le deuxième, troisième et le sixième. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 30: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'ENI

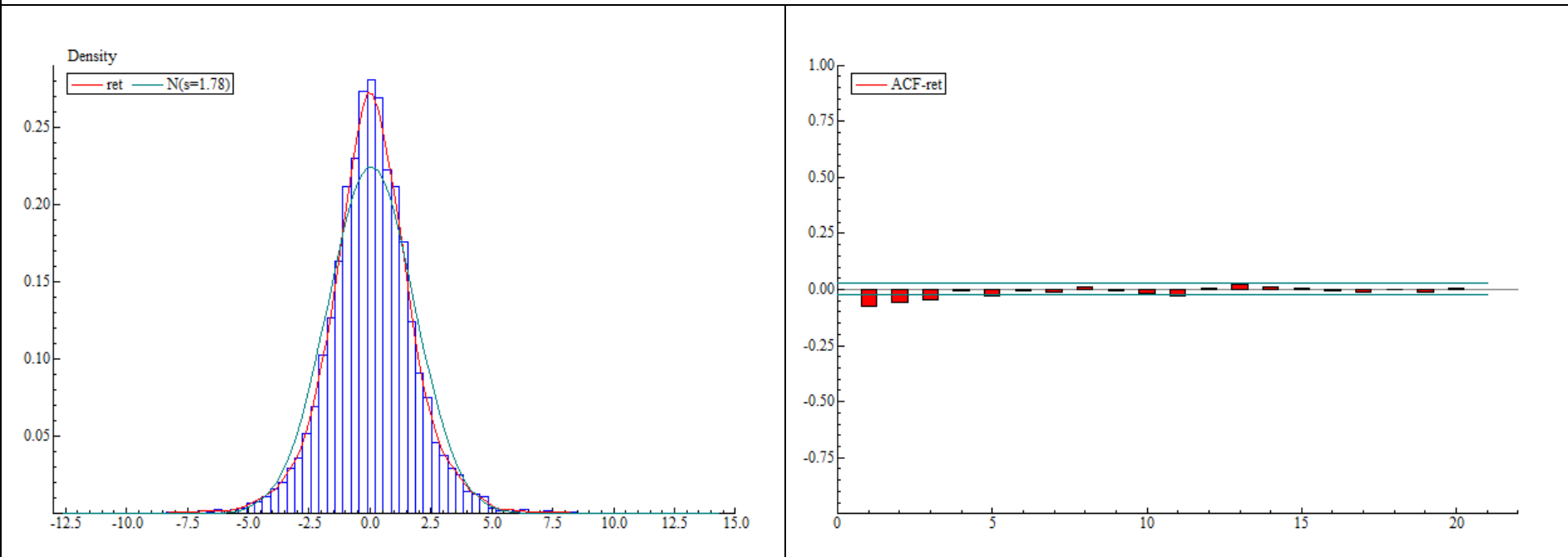
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre ENI de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec le premier, deuxième, troisième et cinquième. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 31: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de L'OREAL

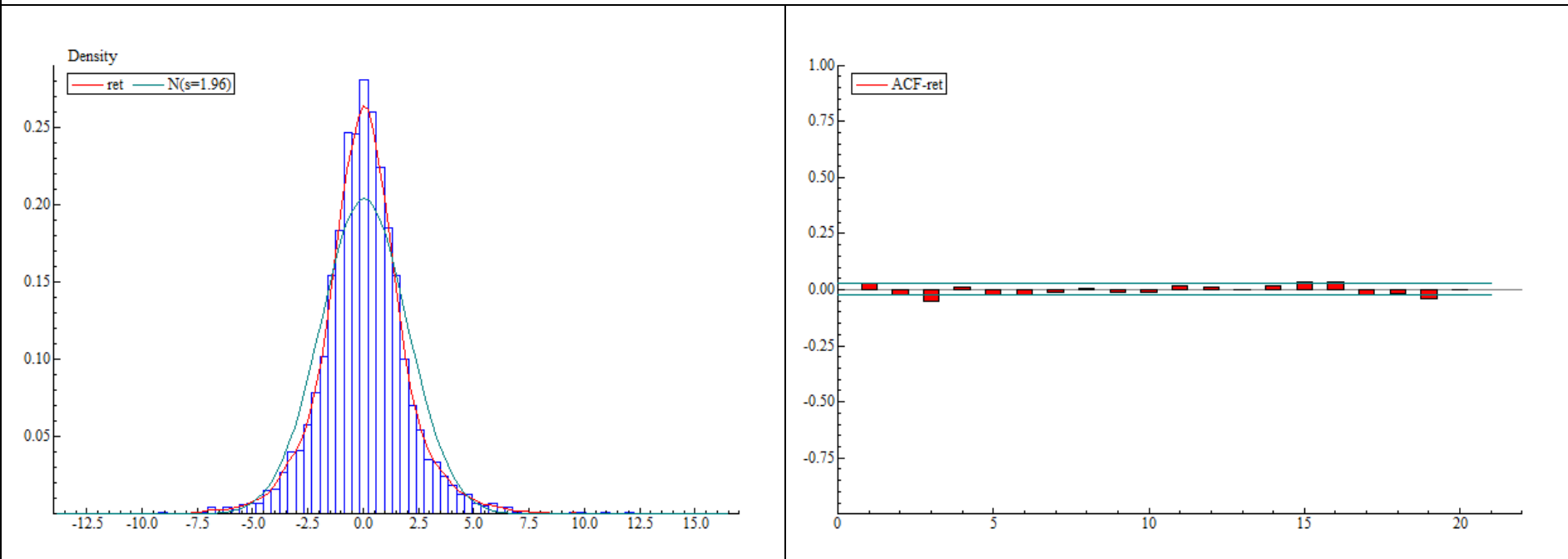
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre L'OREAL de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec le premier, deuxième, troisième. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 32: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de LVMH

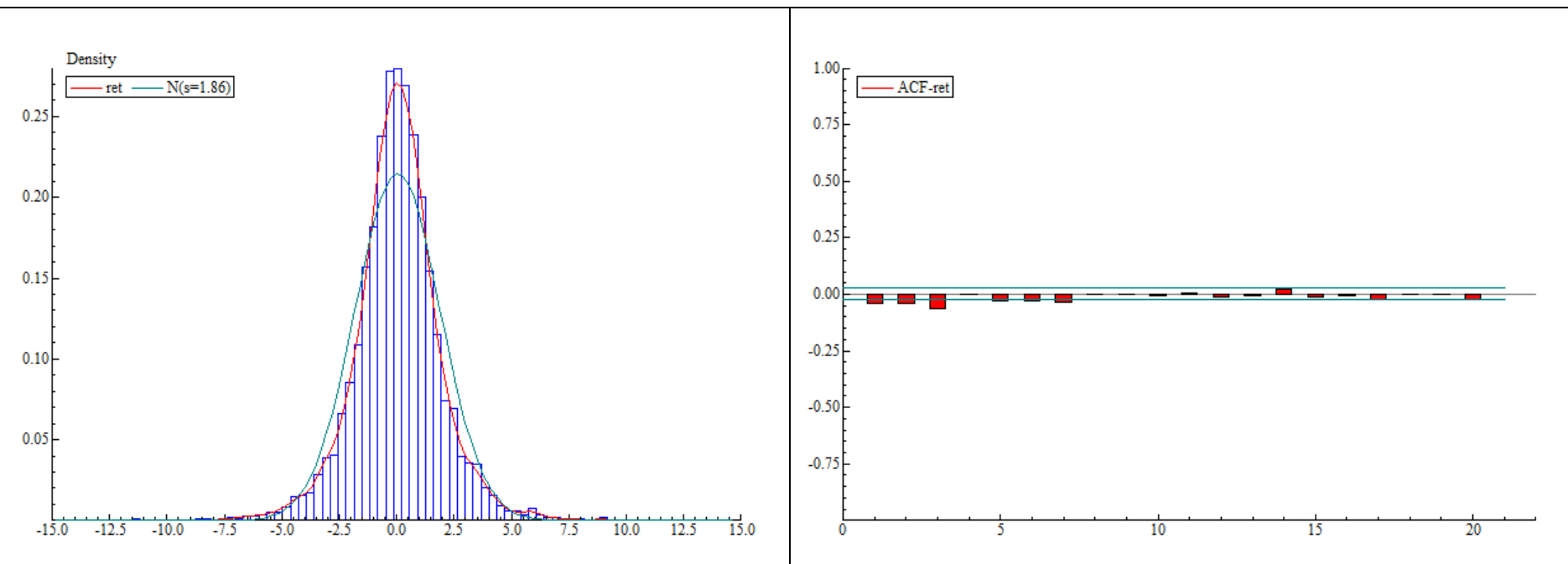
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre LVMH de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec le troisième degré de décalage. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 33: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de SANOFI

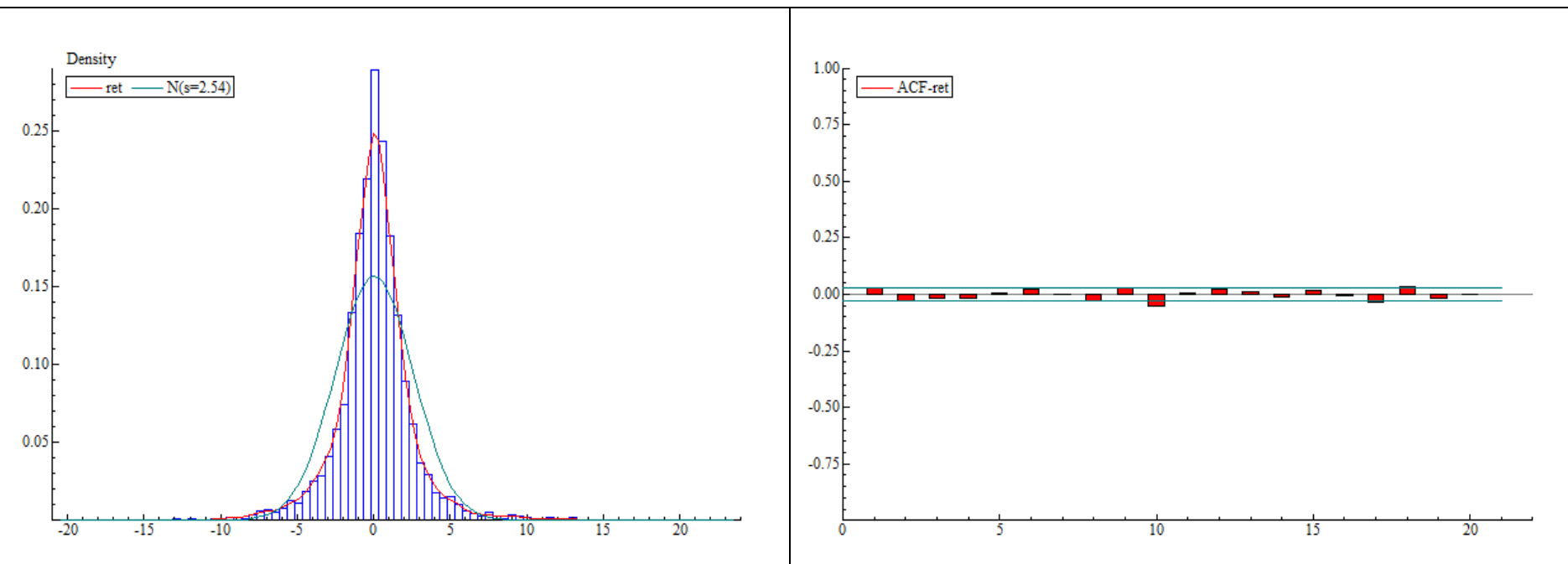
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre SANOFI de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec le premier, deuxième et troisième degré de décalage. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 34: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de SAP

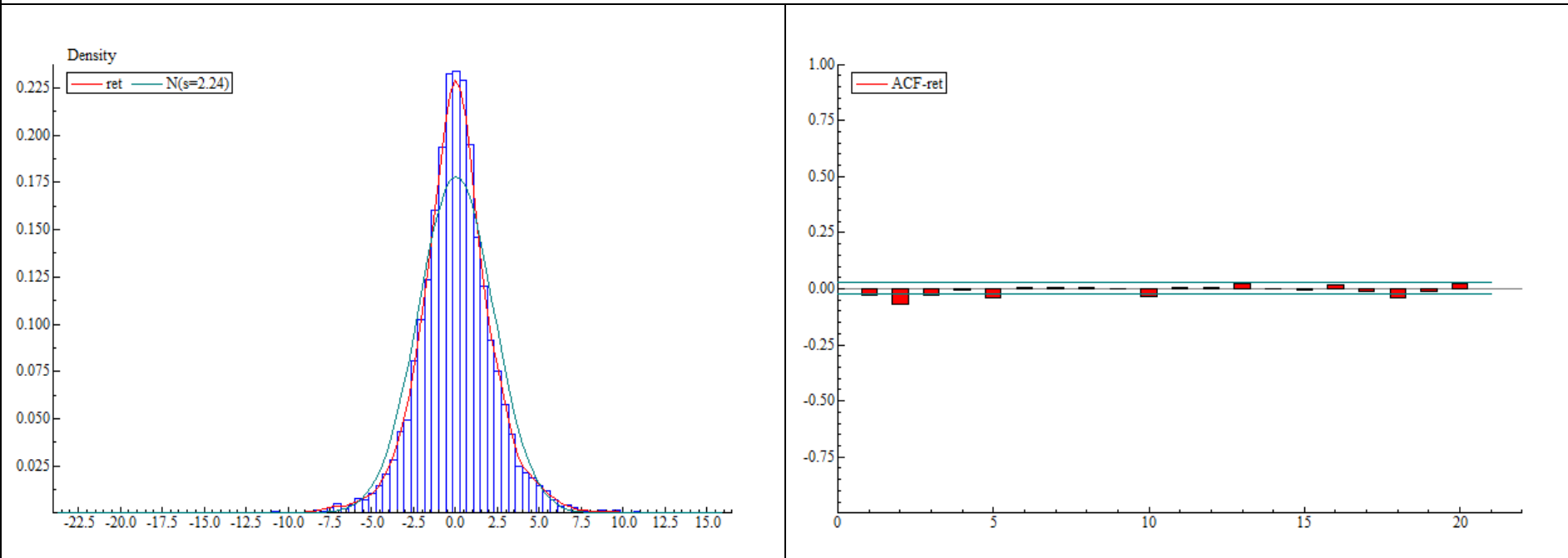
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre SAP de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 35: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de SCHNEIDER ELETRIC SE

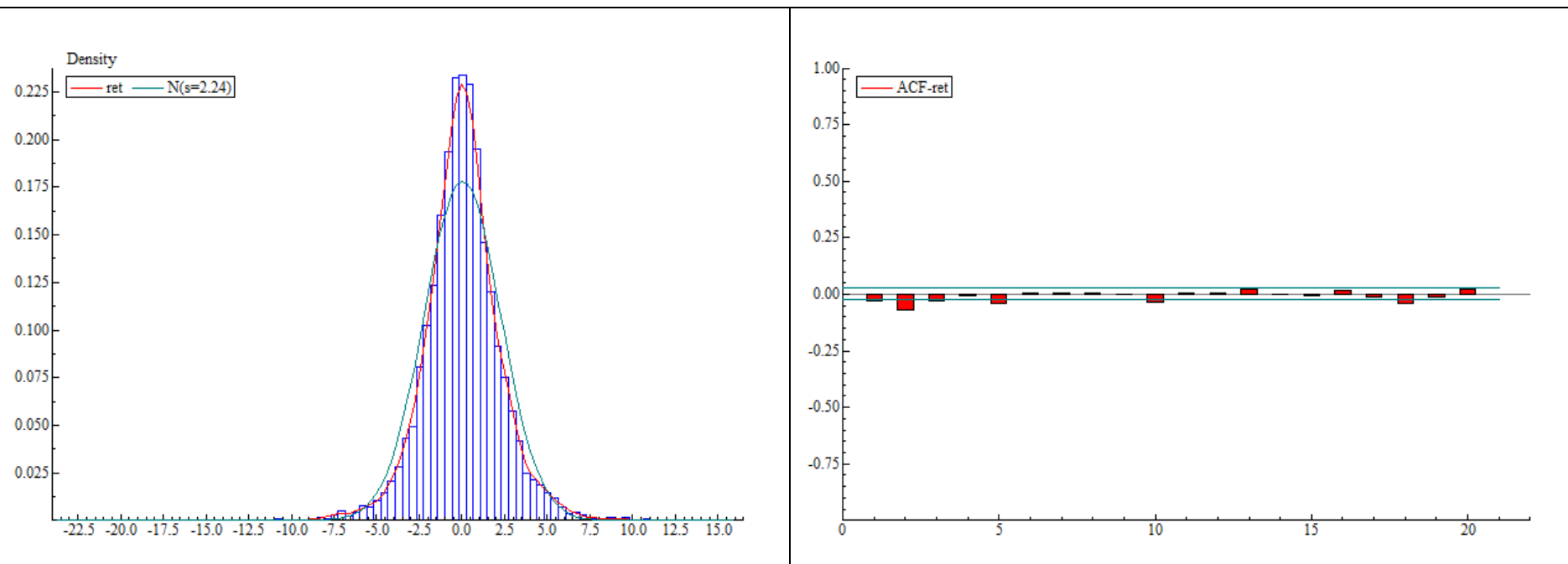
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre SCHNEIDER ELETRIC SE de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec le deuxième degré de décalage. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 36: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de SIEMENS

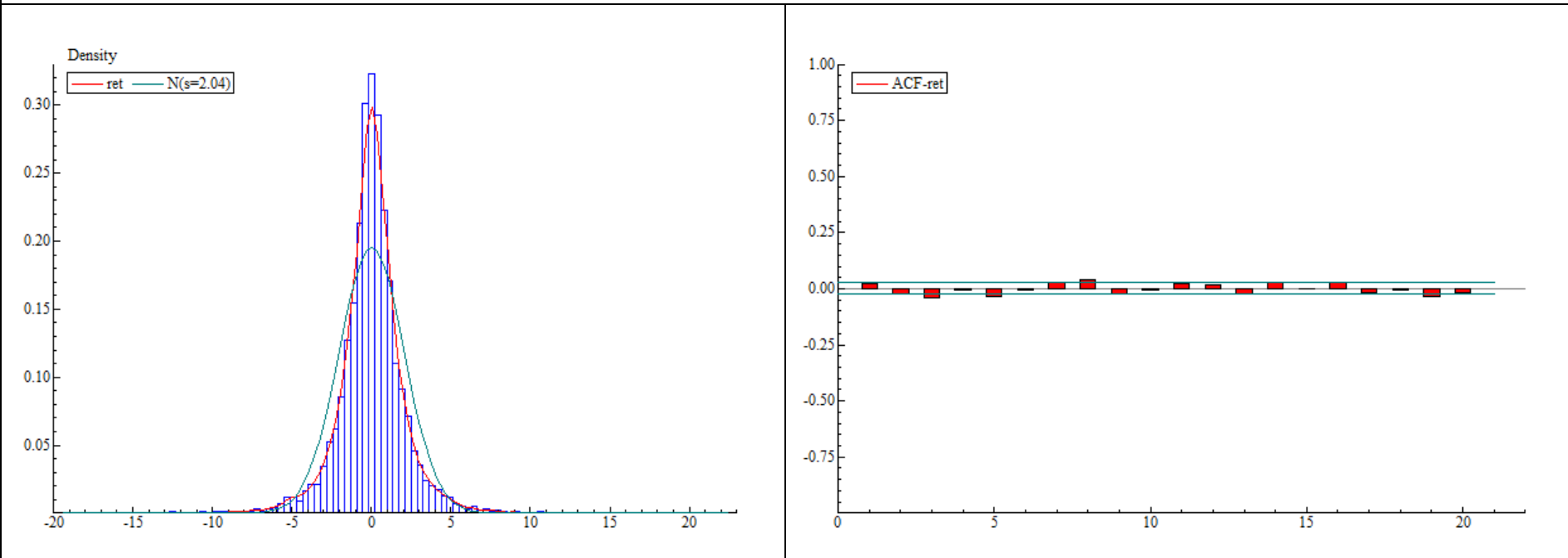
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre SIEMES de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec le deuxième degré de décalage. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 37: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de TELEFONICA

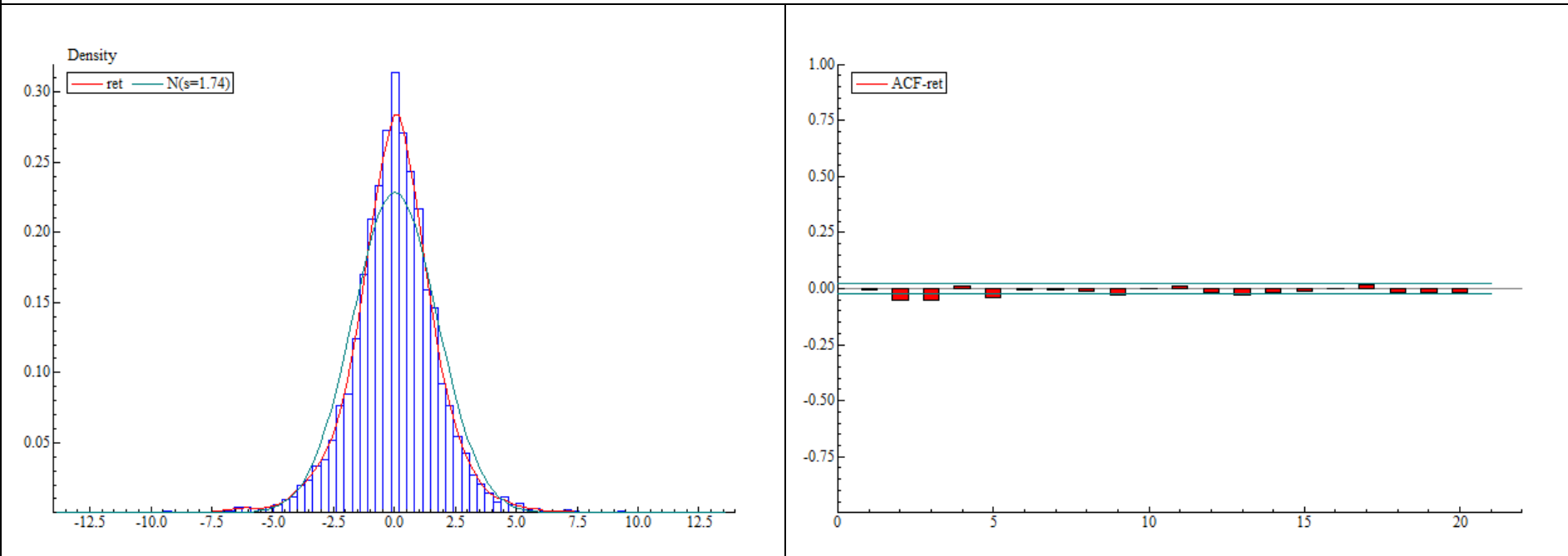
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre TELEFONICA de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 38: Histogrammes et corrélogrammes des rendements de TOTAL

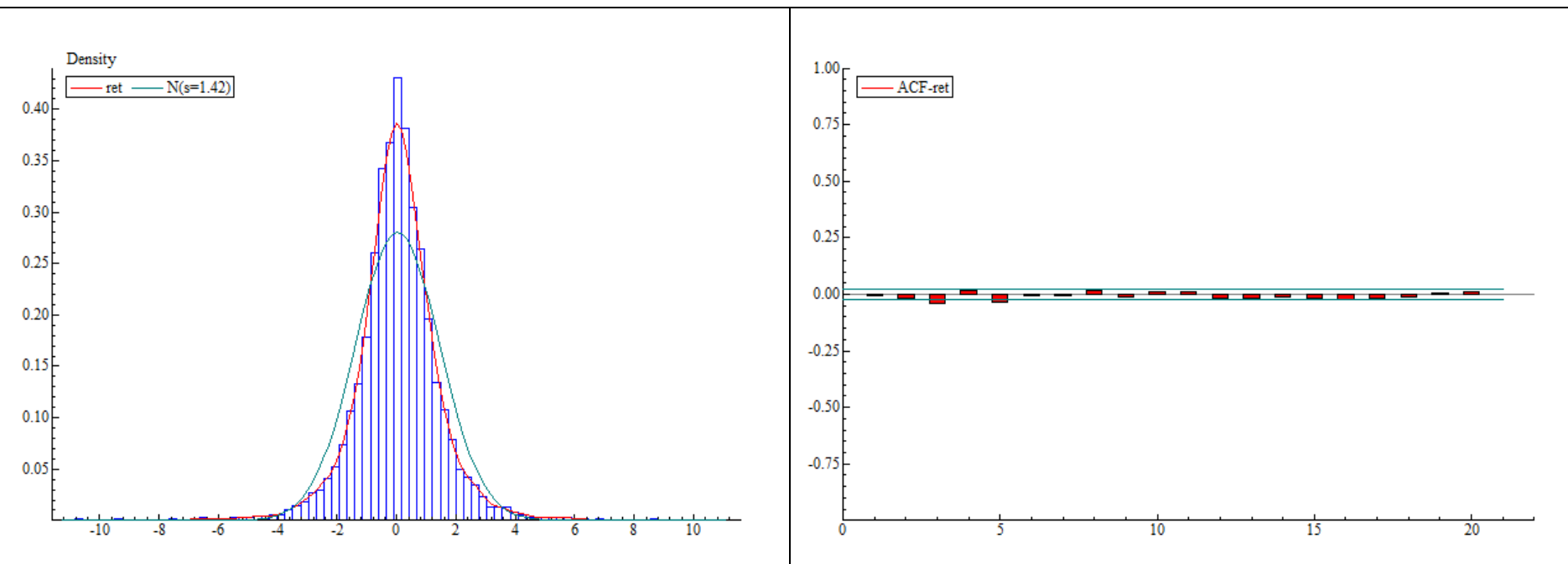
Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre TOTAL de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. Cette série est corrélée négativement avec le deuxième et troisième degré de décalage. La corrélation est faible et diminue lentement.

Tableau 39: Histogrammes et corrélogrammes des rendements d'UNILEVER

Ce tableau présente l'histogramme et le corrélogramme des rendements du titre UNILEVER de 1991 à 2015. L'histogramme décrit les fréquences des rendements, le trait vert représente la loi normale. Le corrélogramme décrit la corrélation entre les rendements à plusieurs degrés de décalage: le carré rouge représente le degré d'autocorrélation, quand le carré rouge dépasse la barre verte (par le haut ou par le bas), le coefficient d'autocorrélation est statistiquement significatif.



Il s'agit d'une distribution leptokurtique (coefficient d'applatissage > 3), les rendements sont plus centrés autour de la moyenne qu'une distribution normale, et manifestent une probabilité aux événements extrêmes plus élevée. La corrélation est faible et diminue lentement.

Annexe 4 : Autre modèles GARCH (1,1)

Tableau 40: Modèle GARCH(1,1) des 20 actions de l'échantillon, avec le turnover

Ce modèle a été estimé en utilisant le logiciel OxMetric, la méthode d'estimation est le maximum de vraisemblance et en supposant que les rendements suivent une loi t-Student. Une * suivant la valeur du coefficient indique que ce dernier est statistiquement significatif à un degré de 5%. Un « nc » dans une ligne signifie que le modèle n'a pu être estimé à cause d'un problème de convergence de la fonction logarithmique utilisé par la méthode de maximum de vraisemblance.

$$r_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t, h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}^2 + \alpha_3 TO_t$$

	α_0			α_1			α_2			α_3			
	Coeff.	t-value	t-prob	Coeff.	t-value	t-prob	Coeff.	t-value	t-prob	$\alpha_1 + \alpha_2$	Coeff.	t-value	t-prob
AIR LIQUIDE	0,0000*	7,3	0,00	0,1251*	5,5	0,00	-0,0260	-0,7	0,45	0,10	2,2374*	16,4	0,00
ALLIANZ	0,0529*	3,1	0,00	0,0807*	5,1	0,00	0,9084*	51,2	0,00	0,99	-0,0149	-0,6	0,53
AXA	0,0584*	3,1	0,00	0,0923*	6,5	0,00	0,8964*	57,1	0,00	0,99	0,0003	0,2	0,85
BASF	0,0495*	2,9	0,00	0,0789*	6,5	0,00	0,9036*	58,7	0,00	0,98	0,0003	0,2	0,85
BAYER	0,0310*	2,6	0,01	0,0564*	6,1	0,00	0,9344*	88,8	0,00	0,99	0,0005	0,2	0,82
BCO	0,0714*	3,8	0,00	0,1112*	6,5	0,00	0,8778*	49,5	0,00	0,99	-0,0073	-1,8	0,08
SANTANDER													
BNP PARIBAS	0,0424	1,7	0,10	0,0747*	3,6	0,00	0,9130*	34,9	0,00	0,96	0,0179	0,7	0,49
DANONE	Na	na	na	Na	na	na	Na	na	na	na	Na	na	na
DEUTSCHE BANK	0,0093	1,1	0,28	0,0613*	3,0	0,00	0,9357*	43,2	0,00	1,00	0,0013	0,7	0,47
E.ON	Na	na	na	Na	na	na	Na	na	na	na	Na	na	na
ENI	0,0320*	2,6	0,01	0,0695*	6,0	0,00	0,9178*	62,5	0,00	0,99	0,0137	0,9	0,40
L'OREAL	Na	na	na	Na	na	na	Na	na	na	na	Na	na	na
LVMH	Na	na	na	Na	na	na	Na	na	na	na	Na	na	na
SANOFI	0,0385*	2,5	0,01	0,0640*	3,8	0,00	0,9246*	45,0	0,00	0,99	0,0005	0,4	0,68
SAP	0,0010	0,1	0,96	0,1441*	4,2	0,00	0,8527*	26,8	0,00	0,15	0,0100*	2,1	0,03
SCHNEIDER ELE	0,0452*	2,2	0,03	0,0709*	3,6	0,00	0,9208*	39,7	0,00	0,99	0,0008	0,2	0,81
SIEMENS	0,0159	1,3	0,19	0,0478*	3,3	0,00	0,9495*	62,6	0,00	1,00	-0,0003	-0,3	0,74
TELEFONICA	0,0400*	3,3	0,00	0,0873*	6,7	0,00	0,9014*	60,9	0,00	0,99	-0,0003	-0,1	0,96
TOTAL	0,0001*	102,0	0,00	0,0592*	5,2	0,00	-0,0824*	-11,9	0,00	0,06	0,3309*	36,2	0,00
UNILEVER NV	0,0056	1,1	0,26	0,0403*	3,6	0,00	0,9516*	64,2	0,00	0,99	0,0021	1,5	0,13
moyenne	0,0308			0,0790			0,7924			0,871421	0,1621		

Tableau 41: Modèle GARCH(1,1) des 20 actions de l'échantillon, avec les volumes (fréquence mensuelle)

Ce modèle a été estimé en utilisant le logiciel OxMetric, la méthode d'estimation est le maximum de vraisemblance et en supposant que les rendements suivent une loi t-Student Une * suivant la valeur du coefficient indique que ce dernier est statistiquement significatif à un degré de 5%. Un « nc » dans une ligne signifie que le modèle n'a pu être estimé à cause d'un problème de convergence de la fonction logarithmique utilisé par la méthode de maximum de vraisemblance.

$$r_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t, h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}^2 + \alpha_3 V_t$$

	α_0			α_1			α_2			α_3			
	Coeff.	t-value	t-prob	Coeff.	t-value	t-prob	Coeff.	t-value	t-prob	$\alpha_0 + \alpha_0$	Coeff.	t-value	t-prob
AIR LIQUIDE	13,01*	2182,00	0,03	0,05	0,74	0,46	-0,36*	-2,41	0,02	-0,31	0,77*	2,91	0,00
ALLIANZ	7,05	1,78	0,08	0,16*	2,44	0,02	0,76*	9,84	0,00	0,92	0,06	0,73	0,46
AXA	5,20	1,32	0,19	0,26*	3,14	0,00	0,67*	6,89	0,00	0,93	0,03	0,93	0,35
BASF	6,49	0,56	0,58	0,20	0,42	0,67	0,07	0,10	0,92	0,28	0,52	0,46	0,65
BAYER	7,66	0,55	0,58	0,20	1,78	0,08	0,71*	2,55	0,01	0,91	0,00	0,49	0,63
BCO SANTANDER	2,09	1,01	0,32	0,08*	2,25	0,03	0,87*	15,67	0,00	0,94	0,01	0,41	0,68
BNP PARIBAS	6,01	1,17	0,24	0,32*	2,89	0,00	0,57*	3,11	0,00	0,89	0,06	0,88	0,38
DANONE	1,30	1,08	0,28	0,11*	2,25	0,03	0,81*	9,99	0,00	0,92	0,03	0,53	0,60
DEUTSCHE BANK	-12,83*	-2,55	0,01	0,29*	2,36	0,02	0,27	1,85	0,07	0,56	0,52*	2,44	0,02
E.ON	1,61	1,12	0,26	0,13*	2,47	0,01	0,80*	10,97	0,00	0,93	0,01	0,75	0,45
ENI	5,00*	1,98	0,05	0,07	1,50	0,14	0,84*	14,09	0,00	0,91	0,00	-0,97	0,33
L'OREAL	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na
LVMH	3,60	-0,16	0,87	0,10*	1,96	0,05	0,88*	14,55	0,00	0,98	-0,02	-0,16	0,87
SANOFI	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na
SAP	2,35	0,70	0,49	0,19*	2,32	0,02	0,79*	11,36	0,00	0,98	0,01	0,42	0,67
SCHNEIDER ELE	4,50*	2,17	0,03	0,05	1,07	0,29	0,90*	15,11	0,00	0,95	-0,03	-0,77	0,44
SIEMENS	-3,02	-0,60	0,55	-0,01	-0,20	0,84	-0,24	-1,49	0,14	-0,25	0,26*	6,59	0,00
TELEFONICA	5,35*	2,11	0,04	0,11*	2,48	0,01	0,84*	17,55	0,00	0,95	0,00	-1,53	0,13
TOTAL	-1,59	-0,35	0,73	0,44*	2,65	0,01	0,47*	2,11	0,04	0,90	0,13	1,01	0,31
UNILEVER NV	4,40*	2,70	0,01	0,10*	2,55	0,01	0,81*	18,94	0,00	0,91	-0,01	-1,20	0,23
moyenne	3,2320			0,1587			0,5808			0,7395	0,1301		