

2000s-45

Aspects non linéaires du marché des actions françaises

Thierry Vessereau

Série Scientifique
Scientific Series



CIRANO
Centre interuniversitaire de recherche
en analyse des organisations

Montréal
Octobre 2000

CIRANO

Le CIRANO est un organisme sans but lucratif constitué en vertu de la Loi des compagnies du Québec. Le financement de son infrastructure et de ses activités de recherche provient des cotisations de ses organisations-membres, d'une subvention d'infrastructure du ministère de la Recherche, de la Science et de la Technologie, de même que des subventions et mandats obtenus par ses équipes de recherche.

CIRANO is a private non-profit organization incorporated under the Québec Companies Act. Its infrastructure and research activities are funded through fees paid by member organizations, an infrastructure grant from the Ministère de la Recherche, de la Science et de la Technologie, and grants and research mandates obtained by its research teams.

Les organisations-partenaires / The Partner Organizations

- École des Hautes Études Commerciales
- École Polytechnique
- Université Concordia
- Université de Montréal
- Université du Québec à Montréal
- Université Laval
- Université McGill
- MEQ
- MRST
- Alcan Aluminium Ltée
- AXA Canada
- Banque Nationale du Canada
- Banque Royale du Canada
- Bell Québec
- Bombardier
- Bourse de Montréal
- Développement des ressources humaines Canada (DRHC)
- Fédération des caisses populaires Desjardins de Montréal et de l'Ouest-du-Québec
- Hydro-Québec
- Imasco
- Industrie Canada
- Pratt & Whitney Canada Inc.
- Raymond Chabot Grant Thornton
- Ville de Montréal

© 2000 Thierry Vessereau. Tous droits réservés. All rights reserved.

Reproduction partielle permise avec citation du document source, incluant la notice ©.

Short sections may be quoted without explicit permission, provided that full credit, including © notice, is given to the source.

Ce document est publié dans l'intention de rendre accessibles les résultats préliminaires de la recherche effectuée au CIRANO, afin de susciter des échanges et des suggestions. Les idées et les opinions émises sont sous l'unique responsabilité des auteurs, et ne représentent pas nécessairement les positions du CIRANO ou de ses partenaires.

This paper presents preliminary research carried out at CIRANO and aims at encouraging discussion and comment. The observations and viewpoints expressed are the sole responsibility of the authors. They do not necessarily represent positions of CIRANO or its partners.

Aspects non linéaires du marché des actions françaises^{*}

Thierry Vessereau[†]

Résumé / Abstract

Cette étude examine l'existence de dépendances dans les séries de rendements de 40 actions françaises, ainsi que pour deux indices, l'indice Vontobel-Datastream et l'indice CAC40. L'étude porte sur une période de 24 ans commençant le 1er janvier 1975. L'application de l'analyse de rang ré-échelonné de Hurst et le test de Brock-Dechert-Sheinkman (BDS) permettent de rejeter l'hypothèse que les rendements des actions et des indices sont indépendants et identiquement distribués. L'analyse de la dimension fractale par régression de la fonction demivariogramme estimée semble cependant indiquer que les dépendances à court terme et à long terme sont de même nature. Dans un deuxième temps, les rendements sont modélisés par un processus GARCH(1,1); l'analyse des résidus par le test BDS montre qu'une majeure partie des dépendances trouvées ne sont alors plus significatives.

This paper studies the nonlinear dependences in daily returns of 40 French stocks and two indices, the Vontobel-Datastream index and the official French index CAC40. These returns are studied during a period of twenty-four years beginning January 1, 1975. The rescaled range analysis of Hurst and the Brock-Dechert-Sheinkman (BDS) test show that the assumption that the stocks and indices returns are independent and identically distributed should be rejected. The analysis of the fractal dimension by regressing the demivariogram function seems however to show that short term and long term dependences have the same characteristics. Returns are then modeled by a GARCH(1,1)-process; the analysis of the residuals by the BDS test show that most part of the dependences are no more significative.

Mots Clés : Analyse R/S, test BDS, analyse non-linéaire

Keywords: R/S analysis, BDS test, nonlinear analysis

^{*} Adresse de correspondance : Thierry Vessereau, CIRANO, 2020 rue University, 25^e étage, Montréal, Qc, Canada H3A 2A5 Tél. : (514) 985-4000 poste 3035 Fax : (514) 985-4039 courriel : vesseret@cirano.umontreal.ca

[†] CIRANO

1 Introduction

La possibilité de prédire les rendements futurs à partir des rendements passés observés est naturellement une question intéressante en finance, tant d'un point de vue académique que d'un point de vue pratique. Les études classiques, telle celle de (Fama 1965) analysent les autocorrélations des rendements d'un jour à l'autre. Comme les autocorrélations trouvées ne sont en général pas significatives, ces études concluent que les rendements peuvent être considérés comme linéairement indépendants. L'hypothèse d'efficience faible des marchés repose partiellement sur de telles considérations. Cependant, elles ne considèrent pas l'existence de dépendances de type non linéaires, ni l'existence possible de dépendances à plus long terme des rendements.

De nombreuses études ont récemment appliqué la théorie de chaos, ou plus exactement des outils statistiques popularisés par les développements de cette théorie, à l'étude des données économiques et financières. Cependant, la grande majorité de ces études concernent le marché des Etats-Unis, comme celle de (Hsieh 1991) ou de (Willey 1992) par exemple. L'étude de Hsieh soulève de nombreux doutes quand au fait que l'indice américain S&P500 puisse être considéré comme suivant une marche au hasard, de la même manière que (Peters 1994) met en évidence des dépendances de long terme dans les rendements de l'indice Dow Jones Industrial. Peu d'études ont été appliquées à d'autres marchés, comme celles de (Opong, Mulholland, Fox, and Farahmand 1999) qui étudie les rendements des principaux indices du marché anglais, ou de (Jacobsen 1996) qui étudie les dépendances à long terme des indices de sept pays industrialisés. De plus, la grande majorité de ces études traitent des rendements des indices et rarement des rendements des actions mêmes.

Le but de cette présente étude est d'étudier et d'essayer de caractériser de manière simple les dépendances non linéaires existant dans les séries de rendements d'une sélection des principales actions du marché français ainsi que de deux indices. Si l'introduction de cette approche non linéaire permet de mieux caractériser les rendements de ces actions, la forme faible d'efficience des marchés devient discutable, puisque l'existence de dépendances non linéaires persistantes peuvent permettre de créer des stratégies profitables à moindre risque. Une telle étude est d'autre part susceptible d'avoir des conséquences importantes quant à l'évaluation des produits dérivés construits sur ces actifs.

Nous décrivons dans un premier temps (section 2) l'ensemble des données qui seront utilisées pour cette étude, qui comprend quarante actions du marché français et deux indices, dont les rendements sont observés quotidiennement sur une période de vingt-quatre ans. La troisième section effectue une analyse de rang ré-échelonné, caractérisée par le calcul de l'exposant de Hurst, qui indique l'existence d'autodépendances dans les séries de rendements des actifs sélectionnés. L'analyse de la dimension fractale, effectuée à la quatrième section, semble cependant montrer que les dépendances de long terme et de court terme sont de même nature. L'existence d'autodépendances est confirmée par le test de Brock-Dechert-Sheinkman (BDS) mené à la section cinquième. L'intuition que les dépendances à long terme peuvent être expliqués par les dépendances à court terme conduit à modéliser les rendements à l'aide d'un processus GARCH(1,1) à la section sixième, et la capacité d'un tel modèle à expliquer les autodépendances est testée en appliquant la procédure BDS sur les résidus générés par le modèle. Enfin la section septième conclut l'article.

2 Données empiriques

Les séries de prix des différents actifs ont été construits à partir de la base historique des prix de Datastream¹. La période d'étude utilisée est de vingt-quatre années et va du 1er janvier 1975 au 31 décembre 1998. Seules les actions pour lesquelles des prix existent sur l'ensemble de la période ont été considérées, ce qui conduit à un ensemble de 61 actions; parmi celles-ci, les 40 actions ayant la plus grosse capitalisation au 31 décembre 1998 ont été retenues. Il faut noter que sur l'ensemble de la période les séries de prix proposées par Datastream ne se réfèrent pas toujours à la même compagnie; en effet, lors de fusions entre deux compagnies, Datastream procède à la pondération des prix passés. Ceci permet d'utiliser l'ensemble de la période de données comme si elle se référait à un seul même actif; cependant, il est clair que des processus de fusion en particulier ne sont pas sans incidence sur l'évolution de la série de prix et qu'une division de la période en sous-périodes plus petites devra être préférée.

Le principal indice français, le CAC40, n'existe pas sur l'ensemble de la période de vingt-quatre années, et le premier cours de l'indice apparaît seulement à partir du 9 juillet 1987. En vue de disposer d'un indice qui couvre l'ensemble de la période, l'indice Vontobel de

1. La récupération de ces prix s'est faite à partir de la connexion du Laboratoire de Finance Internationale de l'Université de Genève

Datastream a été utilisé; cet indice est construit en considérant l'ensemble des cours des actions présents en un temps donné, pondérées par leurs valeurs boursières; il est d'autre part ajusté aux dividendes et aux opérations en capital. La série de prix de l'indice CAC40 n'a été analysée qu'à partir du 9 juillet 1987 quand l'ensemble de la période était retenue, ou, lorsque des sous-périodes seront par la suite constituées, uniquement lorsque celles-ci commencent après le 1er janvier 1988. A partir des séries de prix ainsi constituées, les séries des rendements ont été calculées sous forme logarithmique.

La table 1 présente une description statistique des données utilisées. Pour tous les actifs, le test de Kolmogorov-Smirnov rejette l'hypothèse de normalité. La plupart des séries présentent une asymétrie négative ou positive marquées. Toutes les séries on également une valeur de kurtosis incompatible avec l'hypothèse d'une loi normale, ce qui indique la présence de queues épaisses. Le rejet de l'hypothèse de normalité, qui est un rejet habituel dans les séries financières, n'implique cependant pas nécessairement l'existence de dépendances dans ces séries. La présence d'asymétries relativement marquées est par contre une bonne indication que de telles dépendances pourraient effectivement exister, et que les rendements ne seraient en conséquence pas IID.

3 L'analyse de rang ré-échelonné

Deux types d'analyse des non linéarités et des dépendances à court et à long terme sont de plus en plus populaires: la statistique de rang ré-échelonné de Hurst, généralement dénommé R/S, et le test de Brock, Dechert et Sheinkman, abrégé en test BDS.

3.1 La statistique R/S

La statistique de rang ré-échelonné a été développé à l'origine par (Hurst 1951) en hydrologie afin de pouvoir modéliser le comportement des remplissages de réservoirs d'eau naturels. (Mandelbrot and MacKinlay 1969) développent cette statistique et proposent une technique graphique permettant d'estimer la constante de Hurst. L'analyse R/S a été plus récemment popularisée par (Peters 1994) qui met en évidence à l'aide de cette analyse la présence de dépendances à long terme dans des données économiques et financières.

La statistique R/S utilise le rang des sommes partielles des dérivations d'une série temporelle par rapport à sa moyenne, redimensionné par son écart-type. Dans un premier temps, la

série temporelle est divisée en K sous -périodes contiguës de longueur n . Le rendement moyen \bar{r}_n d'un actif pendant une période n est défini par:

$$\bar{r}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i, \quad (1)$$

où r_i est le rendement de l'actif au cours de l'unité de temps i . Dans ce qui suit, les rendements utilisés r_i seront des rendements quotidiens.

Pour la k -ème sous-période de longueur n , le rang R_k est défini comme étant la différence entre les déviations maximale et minimale du rendement cumulé autour de la moyenne cumulée:

$$R_k = \max(X_j) - \min(X_j), \quad (2)$$

où

$$X_j = \sum_{i=1}^j (r_i - \bar{r}_n), \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

Chaque rang R_k est redimensionné afin de rendre la mesure de la dispersion indépendante de la longueur n des périodes, en divisant la valeur R_k par l'écart-type des rendements au cours de la période, défini par:

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

Pour une valeur de n , définissant K sous-périodes de longueur n , la valeur moyenne $\left(\frac{R}{S}\right)_n$ est alors calculée par:

$$\left(\frac{R}{S}\right)_n = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{R_k}{S_k}. \quad (5)$$

Ce rapport $\left(\frac{R}{S}\right)_n$ est appelé rang ré-échelonné (*rescaled range* en langue internationale).

La dernière étape de l'analyse R/S consiste à déterminer la relation linéaire existant entre $\ln\left(\frac{R}{S}\right)_n$ et $\ln(n)$. Pour ceci des régressions avec $\ln(n)$ comme variable indépendante et $\ln\left(\frac{R}{S}\right)_n$ comme variable dépendante sont conduites, et la pente donnée par la régression permet d'obtenir une estimation de la constante H de Hurst. Une valeur de 0.5 pour H indique que le comportement de la série est consistante avec une hypothèse de marche aléatoire. Une valeur plus grande que 0.5 indique l'existence de persistance dans la série. (Peters 1994)

trouve pour de nombreux indices économiques que la valeur H estimée n'est pas constante. Quand une dépendance existe, elle a tendance à disparaître si l'on considère une période de temps plus longue. Une procédure graphique est généralement utilisée afin de comprendre le comportement du coefficient de Hurst.

Dans la mesure où les régressions sont menées avec suffisamment d'observations (c'est-à-dire avec suffisamment de choix de n), la significativité de la différence entre la pente obtenue et la valeur de référence de 0.5 peut être évalué selon le test classique de significativité pour les régressions. Le test est donné par:

$$t = \frac{b - 0.5}{s}, \quad (6)$$

où b est le coefficient obtenu par régression, et s l'erreur standard définie par:

$$s = \frac{1}{\sqrt{n}} \frac{s_y}{s_x} \sqrt{1 - r^2}, \quad (7)$$

où r est la corrélation entre y et la variable dépendante x , N le nombre de points de la régression, et s_x et s_y les écarts-types respectifs de x et y .

Une autre statistique V_n est donnée par:

$$V_n = \frac{1}{\sqrt{n}} \left(\frac{R}{S} \right)_n. \quad (8)$$

Cette statistique permet de déterminer les ruptures dans les séries et ainsi une estimation de la longueur de la dépendance existant à l'intérieur d'une série. Quand aucune dépendance n'existe, la valeur V_n ne doit pas être significativement différente de zéro.

3.2 Analyse R/S du marché français

Pour toutes les actions ainsi que pour les deux indices, les valeurs R/S ont été calculées pour n compris entre 2 et 500, 500 correspondant environ à deux ans de données quotidiennes. A partir de ces valeurs, les coefficients de Hurst ont été calculés pour des valeurs de n inférieures à 20, entre 20 et 40, 40 et 60, 60 et 125, 125 et 250, 250 et 375 et finalement entre 375 et 500. La table 2 présente les coefficients de Hurst ainsi estimés. Il appert que pour la plupart des actions, il existe une dépendance entre les rendements pour des valeurs de n inférieures à 20 jours (environ un mois calendaire), avec des coefficients de Hurst supérieurs à 0.6, et significativement différents de 0.5. Ces valeurs de H diminuent lorsque n augmente et les dépendances semblent disparaître pour la plupart des actions lorsque n devient plus grand

que 40, ce qui correspond à deux mois calendaires. Il est cependant difficile d'interpréter les coefficients de Hurst puisque ces valeurs dépendent de la qualité de la régression ainsi que des bornes inférieure et supérieure de n pour lesquelles la régression est menée. Pour n plus grand que 375, le nombre de périodes contiguës qui peuvent être construites devient ainsi trop faible pour que les valeurs de R/S demeurent consistantes. Ceci peut être remarqué dans la dernière colonne de la table 2, où les coefficients trouvés deviennent très différents des coefficients trouvés pour des valeurs de n plus petites.

Les figures 1 présentent les représentations classiques des valeurs de $\ln(R/S)$ en fonction de $\ln(n)$. Pour ces représentations, le logarithme décimal est utilisé plutôt que le logarithme népérien, afin d'être compatible avec la manière dont ces graphiques sont généralement représentés. Ces valeurs ne sont représentées que pour l'indice Vontobel ainsi que pour les huit actions du marché français avec la plus forte capitalisation. Pour la France, les valeurs maximales des coefficients de Hurst sont relativement faibles, autour de 0.65, et il est donc difficile d'interpréter ces graphiques; cependant, ils permettent de constater qu'une rupture intervient effectivement pour une valeur de $\ln_{10}(n)$ d'environ 1.3-1.6, c'est-à-dire pour une valeur de n comprise entre 20 et 40 jours ouvrables. Pour des valeurs supérieures à 40, ainsi qu'il pouvait également être déduit de la table 2, les séries semblent perdre leur composante de persistance et devenir cohérentes avec une hypothèse de marche au hasard.

Il est plus intéressant dans ce contexte de mettre en valeur l'existence de ruptures dans les séries. La statistique V_n (figure 2) introduite à la section précédente permet ainsi une meilleure représentation graphique de ces ruptures. Pour les mêmes actifs que ceux retenus pour la figure 1, les valeurs $\ln_{10}(V_n)$ sont représentées en fonction de $\ln_{10}(n)$. En considérant ces figures, il semble que ces ruptures de comportement se produisent suivant différentes valeurs de n selon les actions. Pour l'action Total par exemple, cette rupture semble se produire autour de $\ln_{10}(n) = 1.3$, c'est-à-dire environ 20 jours ouvrables (un mois calendaire). Pour les actions LVMH ou Vivendi par contre, la rupture est plus nette et semble se produire autour de $\ln_{10}(n) = 1.4$, c'est-à-dire environ 30 jours ouvrables (un mois et demi calendaire). Pour l'indice Vontobel ou Thomson par contre, cette rupture n'est pas apparente. Mis à part ces deux derniers actifs, les valeurs V_n deviennent en outre relativement stables et presque constantes après les valeurs de rupture. Cette analyse des coefficients R/S semble donc montrer qu'une dépendance à court terme existe pour toutes les séries de rendements d'actifs qui ont

été retenues. Cette dépendance semble disparaître après quelques jours, généralement entre 20 et 30 jours ouvrables, ou entre quatre et six semaines calendaires.

L'inconvénient de la méthode de rang ré-échelonné est cependant qu'elle demeure très intuitive. Si elle donne une bonne indication de l'existence de dépendances à court et moyen terme, ceci est plus discutable pour les dépendances à long terme. En particulier, comme il a été remarqué, plus n augmente, plus le nombre de périodes contiguës qui peuvent être construites pour déterminer la valeur R/S diminue. Pour un nombre d'environ 6000 observations par exemple, comme c'est le cas dans cette étude, 3000 périodes peuvent être construites pour $n = 2$ et seulement 12 pour $n = 500$. Ceci pose ainsi le problème de la pertinence du coefficient R/S calculé lorsque n augmente. D'autre part, comme le remarque (Lo 1991), l'existence de fortes dépendances à court terme est susceptible de biaiser l'analyse lorsqu'une dépendance à plus long terme est étudiée. Malheureusement, Lo ne fournit pas de test simple qui puisse être utilisé dans le cadre d'une analyse R/S. (Jacobsen 1996) utilise la statistique modifiée de Lo à des indices de sept marchés européens et nord-américains, et conclut que les dépendances de long terme observés sont plus probablement dues à l'existence des dépendances de court terme. Les dépendances observées sur le marché français de terme plus long que deux semaines sont ainsi éventuellement susceptibles d'être modélisés par l'introduction de dépendances quotidiennes. Plutôt que d'utiliser la statistique de Lo, qui associe l'inconvénient d'une procédure compliquée à une méthode d'analyse peu rigoureuse, nous emploierons cependant plutôt la statistique BDS qui sera introduite par la suite.

4 Dimension fractale

L'analyse R/S menée à la section précédente est généralement mise en relation avec l'existence de comportements fractals dans les séries de données. Une caractéristique ainsi observée des rendements sur un marché est qu'il est virtuellement impossible de savoir à quelle échelle de temps correspond ces rendements; en d'autres termes, il est impossible en l'absence de titres sur les axes, de savoir si les rendements observés sont des rendements quotidiens ou mensuels par exemple. Ce phénomène est défini comme une invariance d'échelle et peut être lié aux modélisations fractales et plus généralement à la théorie du chaos. Comme le note (Cambel 1993), l'existence d'une telle invariance d'échelle est un indicateur de la complexité des séries de données, et il est intéressant ici de comparer la complexité des rendements quand les

données sont prises suivant différentes fréquences d'observations.

Une approche pour ce faire est d'utiliser la théorie de géométrie fractale; les systèmes invariants selon l'échelle sont généralement caractérisés par des dimensions non entières (fractales). Ce concept repose sur l'observation suivante: si on prend une petite partie d'une fractale et qu'on l'agrandit à la taille des observations originales, les deux échantillons paraissent de même nature. La mesure de l'auto-affinité détermine quelle est l'échelle (transformation anisotropique) qui permet de retrouver le même aspect entre un échantillon d'observations et les observations intérieures.

L'analyse quantitative de l'auto-affinité nécessite une mesure des relations d'échelle existantes à différentes fréquences. La composante naturellement utilisée en finance est celle de la variance des rendements. Ici, les variances moyennes $\gamma(h)$ sont estimées à différents intervalles de temps h par la fonction demivariogramme:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} n_h \sum_{i=1}^{n_h} [r_{i,h}]^2, \quad (9)$$

où $r_{i,h}$ est le rendement de l'actif entre le temps i et $i + h$, et n_h le nombre de paires $r_{i,h}$ qui peuvent être construites sur la série de rendements de l'actif. Comme pour l'analyse R/S, il est donc nécessaire de construire $n(h)$ périodes contiguës pour l'actif de longueur h .

L'hypothèse d'auto-affinité est que la fonction $\gamma(h)$ est décrite par une loi puissance:

$$\gamma(h) \propto \gamma(1)h^{2H}, \quad (10)$$

où $\gamma(1)$ est la valeur du demivariogramme pour $h = 1$, et H est défini comme étant la co-dimension fractale. Pour le cas d'un mouvement brownien géométrique par exemple, la variance est de type $\sigma^2 t$, ce qui indique une valeur de 0.5 pour H . La co-dimension H est égale à la différence entre la dimension euclidienne dans laquelle la distribution est décrite, et la dimension fractale D . Cette relation est déterminée par:

$$D = 2 - H, \quad (11)$$

ce qui est démontré par (Moreira, da Silva, and Kamphorst 1994).

Moyennant la relation (10), la dimension fractale D peut être estimée par la régression du logarithme du demivariogramme $\gamma(h)$ sur les logarithmes des intervalles de temps:

$$\ln(\gamma(h)) = a + b \log(h) + \epsilon \quad (12)$$

et la dimension fractale D est déterminée par:

$$D = 2 - \frac{1}{2}b \quad (13)$$

Comme il a été noté précédemment, si la variance est du type $\sigma^2 t$, en particulier si les prix sont générés par un mouvement brownien géométrique, la valeur de H est environ égale à 0.5, et donc la valeur de D environ égale à 1.5.

Pour toutes les actions et les indices retenus, la régression (12) a été menée afin de déduire la valeur de la dimension fractale D . Les valeurs de h ont été fixées entre 2 et 500, et les valeurs de $\log(\gamma(h))$ ont été calculées suivant l'équation (9). Les résultats obtenus pour les coefficients des régressions sont reportés au tableau 3, ainsi que les valeurs de R^2 . Pour tous les actifs, les R^2 obtenus sont très importants, proches de 1, ce qui indique que les séries de rendements peuvent effectivement être modélisées sous forme de fractales auto-affines. Ceci est également illustré par la figure 3 qui pour quatre des séries d'actifs montrent graphiquement la linéarité existante.

Cependant, contrairement à ce qu'on pouvait s'attendre, les valeurs calculées pour D sont très proches de 1.5, c'est-à-dire de l'existence d'une forme de type $\sigma^2 t$ pour la variance, quelque soit le temps t . Ceci est effectivement ce qui est observé sur les marchés, mais pose le problème des autodépendances qui ont été mis en évidence par l'analyse R/S. On se trouve en effet en présence du paradoxe suivant: il semble exister une autodépendance dans les séries de rendements, mais ces autodépendances ne semblent pas avoir d'impact sur la dimension fractale. Intuitivement, ceci conduit à penser que ces dépendances sont par nature de court terme, et que l'existence de dépendances à plus long terme qui semblent apparaître sont dues au biais de mesure apporté par l'existence de ces dépendances de court terme.

5 La statistique BDS

5.1 Définition de la statistique

Le test qui sera employé dans la suite de cette étude pour caractériser le comportement non linéaire des rendements a été proposé par (Brock, Dechert, and Scheinkman 1996), et est abrégé ci-après suivant son acronyme courant de test BDS.

La statistique BDS mesure la signification statistique des intégrales de corrélations suivantes. En définissant une longueur e , l'intégrale de corrélation est la probabilité que deux

points quelconques sont séparés d'une longueur e dans l'espace de phase. Les intégrales de corrélation C_m pour une dimension m sont calculées suivant l'équation suivante:

$$C_m(e) = \frac{1}{T^2} \sum_{i,j=1}^T Z(e - |X_i^{(m)} - X_j^{(m)}|), \quad i \neq j, \quad (14)$$

où T est le nombre d'observations moins m , et e est la distance choisie. La fonction Z est définie comme étant $Z = 1$ si $(e - |X_i^{(m)} - X_j^{(m)}|) > 0$, 0 autrement; la fonction $C_m(e)$ est ainsi une mesure du nombre de points séparés par une distance inférieure à e . Les $X_i^{(m)}, X_j^{(m)}$ sont des points dans l'espace M_m de dimension m défini par:

$$\begin{aligned} M_1 : & X_i^{(1)} = r_i \\ M_2 : & X_i^{(2)} = (r_i, r_{i+1}) \\ & \dots \\ M_m : & X_i^{(m)} = (r_i, r_{i+1}, \dots, r_{i+m}) \end{aligned}$$

où r_i est l'observation (le rendement de l'actif) au temps i .

(Brock, Dechert, and Scheinkman 1996) démontrent que pour une dimension m

$$\sqrt{T}|C_n(e,T) - C_1(e,T)^T| \quad (15)$$

est normalement distribuée et de moyenne zéro. La statistique W pour une dimension m est donnée par:

$$W_n(e,T) = |C_n(e,T) - C_1(e,T)^T| \sqrt{\frac{T}{S_T(e,T)}}, \quad (16)$$

où $S_T(e,T)$ est l'écart-type des intégrales de corrélation.

La statistique W a une distribution limite normale sous l'hypothèse nulle que les rendements sont IID. (Brock, Dechert, and Scheinkman 1996) montrent qu'une convergence satisfaisante est obtenue quand les séries de données sont constituées d'au moins 500 observations. Cependant, (Hsieh 1991) remarque que des changements de structure dans les données peuvent causer un rejet de l'hypothèse nulle de rendements IID. C'est pourquoi il est préférable de diviser la période totale en sous-périodes afin d'y effectuer des analyses BDS séparées. Un problème crucial dans les tests BDS est d'autre part le choix de la distance e . Une valeur trop grande de e tendra à retenir toutes les paires (X_i, X_j) et les valeurs des intégrales de corrélation seront toujours égales à un; une valeur trop petite cependant risque de conduire à

ne retenir aucune paire et à ce que toutes les intégrales de corrélation soient nulles. Dans ce qui suit, la valeur de e sera fixée comme étant l'écart-type des rendements σ . Dans les études préalablement citées, les valeurs de e sont fixées 0.5σ , σ , 1.5σ ou 2σ ; les résultats obtenus avec ces différentes valeurs, par exemple par (Opong, Mulholland, Fox, and Farahmand 1999) ne sont pas fondamentalement différents de ceux obtenus avec $e = \sigma$, c'est pourquoi seuls ces derniers résultats seront reproduits ici.

5.2 Résultats empiriques

Le test BDS est un test puissant pour permettre de distinguer ce qui ressort d'un système de variables aléatoires et identiquement distribuées, d'un système de chaos déterministe ou d'un système stochastique non linéaire. Dans un premier temps, la statistique BDS a été calculée pour toutes les séries de rendements et pour une dimension m entre 2 et 5, pour $m = 10$ et pour $m = 20$. La table 4 reporte les résultats de ces tests. Chaque colonne correspond à une dimension m , et chaque ligne à une des actions ou un des indices. L'acceptation de l'hypothèse nulle de rendements IID par le test BDS indiquerait que le comportement des séries ne permet pas d'en distinguer des caractéristiques non linéaires exploitables. Des valeurs positives pour W montrent que les points de m -dimension sont plus proches les uns des autres que ce qui pourrait être attendu si la série est aléatoire. Des valeurs significativement négatives de BDS indiqueraient enfin que certaines configurations sont trop peu fréquentes.

Toutes les valeurs de la statistique BDS dans la table 4 sont positives et significatives à un niveau de confiance de 99%. Comme remarqué par (Hsieh 1991), des changements de structure dans les séries de données peuvent provoquer un rejet de l'hypothèse nulle de rendement IID. Une période aussi longue de vingt-quatre ans de données peut ainsi expliquer le rejet de l'hypothèse IID. La période totale de vingt-quatre ans a donc été divisée en douze sous-périodes contiguës de deux ans chacune; les test BDS ont ensuite été conduits séparément sur chacune de ces périodes. Ces tests ont été effectués seulement pour une dimension $m = 2$ et sont reporté à la table 5. Tous les coefficients restent significatifs à un niveau de confiance de 99%. Les test BDS confirment donc les résultats obtenus par l'analyse R/S qui indiquent l'existence de fortes dépendances dans les séries de rendements des actifs retenus.

6 Application d'un modèle GARCH(1,1)

Les analyses menées jusqu'à présent ont permis de mettre en évidence l'existence de fortes dépendances non linéaires à l'intérieur des séries de rendements des actifs retenus dans cette étude. Cependant, en particulier à la lumière de l'analyse des composantes fractales, il semble que les dépendances observées soient essentiellement dues à l'existence de fortes dépendances non linéaires à court terme. Cette hypothèse peut être confirmée en essayant de modéliser les processus de rendements à l'aide d'un processus non linéaire élémentaire.

Le comportement des séries de rendements seront ici examinés en supposant que celles-ci peuvent être expliqués par un modèle de type GARCH, proposé initialement par (Bollerslev 1986). De nombreuses extensions des modèles ARCH et GARCH ont depuis été proposées et le choix ici fait est d'appliquer un modèle GARCH(1,1) élémentaire. Le modèle GARCH(1,1) est estimé pour chacune des séries, pour la période globale et pour les douze sous-périodes constituées, suivant l'équation:

$$\begin{aligned} r_t &= \alpha + \beta r_{t-1} + \epsilon_t, \\ \epsilon_t &\simeq (0, h_t), \end{aligned} \tag{17}$$

avec

$$\begin{aligned} h_t &= \alpha_1 + \alpha_2 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}, \\ Z_t &= \frac{\epsilon_t}{\sqrt{h_t}}, \\ Z_t &\simeq (0, 1). \end{aligned} \tag{18}$$

La distribution IID des résidus standardisés Z_t a ensuite été testé en utilisant le test BDS. (Brock, Hsieh, and LeBaron 1991) indiquent cependant que la distribution asymptotique de la statistique W ne s'applique pas aux résidus standardisés des processus GARCH. Les valeurs critiques des statistiques BDS pour les résidus seront donc comparés aux tables construites par simulation dans (Brock, Hsieh, and LeBaron 1991). Pour la période totale, les résultats de ces tests sont reportés à la table 6. Il appert que la statistique BDS donne des valeurs non significativement différentes de zéro pour l'indice Vontobel de Datastream, même pour une dimension élevée de $m = 20$, et pour l'indice CAC40 mais seulement pour des dimensions inférieures ou égales à 5. Ceci confirme les résultats des études portant uniquement sur des indices, telle celle de (Opong, Mulholland, Fox, and Farahmand 1999). Cependant, ceci n'est pas le cas lorsque l'on considère les rendements d'actions individuelles, puisque les valeurs sont alors significatives quelle que soit la dimension m ; ceci tendrait à conclure que de fortes

dépendances restent présentes dans les résidus et ne pourraient être expliqués par un processus GARCH(1,1).

Il est cependant clair que l'estimation des coefficients du processus GARCH(1,1) sur une période aussi longue de vingt-quatre ans est discutable. Il est probable que des changements de structure se produisent dans les séries. La quasi-totalité des actions retenues au 31 décembre 1998 résultent de fusions de compagnie au cours de la période de vingt-quatre ans. La base de Datastream permet de traiter ces séries comme si elles étaient des séries continues depuis 1975, en créant ex post une nouvelle série de données représentant une pondération des séries passées des entreprises fusionnées. Il est cependant clair que de telles fusions ne sont pas sans incidence sur les rendements des actions. Afin d'analyser plus précisément le comportement des séries de rendements, les vingt-quatre années ont été divisées en douze sous-périodes contiguës de deux ans chacune.

Les test BDS ont été effectués pour des dimensions $m = 2$ et $m = 10$. Les résultats des test BDS pour les sous périodes sont reportées à la table 7 pour une dimension $m = 2$, et à la table 8 pour une dimension $m = 10$. Pour une dimension $m = 2$, l'hypothèse de rendements IID ne peut plus être rejetée dans environ deux tiers des séries. Pour $m = 10$, l'hypothèse ne peut plus être rejetée pour la moitié environ des séries. Ceci indiquerait que l'inclusion d'un processus GARCH(1,1) suffirait à expliquer les dépendances non linéaires existant dans les séries de rendements dans plus de la moitié des cas.

Comme noté précédemment, les processus GARCH(1,1) sont une modélisation ARCH considérés aujourd'hui comme élémentaires, et de nombreuses extensions de modèles ARCH et GARCH ont depuis été développées. Il est remarquable que l'introduction d'une modélisation simple du comportement des rendements quotidiens est suffisant pour explique plus de la moitié des dépendances à la fois de court et de long terme. D'autre part le processus GARCH utilisé ne considère l'évolution de la volatilité que d'un jour au suivant. Ce résultat tend à conclure à l'absence de dépendances de long terme sur le marché français, au moins pour la plupart des actions, et à une dépendance significative d'un jour à l'autre. Cette dernière dépendance serait susceptible d'expliquer la majorité des dépendances observées sur le marché français.

7 Conclusion

Cette étude traite les 40 actions parmi les plus importantes du marché français, pour lesquelles des données sont disponibles depuis 1975. Il a été mis en évidence que des dépendances non linéaires existent dans toutes les séries de rendements retenues. La statistique de rang ré-échelonné R/S semble montrer que la nature de cette dépendance n'est pas uniforme selon les actifs: l'existence de dépendance dans les séries de rendements semble en général être de trois à six semaines calendaires. Les tests BDS confirment que cette dépendance non linéaire existe. Cependant, ces deux tests ne permettent pas de distinguer entre les dépendances à court et à long termes, puisque les dépendances à long terme peuvent être dus à une persistance de l'effet de dépendance à court terme.

La modélisation des séries de rendements par un processus GARCH(1,1) permet d'expliquer une grande partie des dépendances à la fois de court terme et de moyen terme. Les tests BDS sur les résidus des processus GARCH(1,1) permettent en effet de conclure que les dépendances d'un jour à l'autre ne sont plus significatives dans les deux tiers des séries, et les dépendances à plus long terme dans plus de la moitié des séries. Les paramètres GARCH(1,1) ont été estimés sur des sous-périodes de trois ans, et le choix d'une période d'étude plus courte aurait éventuellement pu mener à de meilleurs résultats, mais le choix d'une telle période risque de biaiser les résultats en n'employant pas suffisamment de données. Cette étude laisse à penser qu'un simple processus GARCH(1,1) peut être suffisant pour expliquer la majeure partie des composantes non linéaires d'une série financière, ce qui peut permettre d'utiliser un tel modèle de préférence à un modèle plus complexe et difficile à mettre en oeuvre. La présence de volatilités non constantes, variables à court terme et de plus aisément modélisable peut d'autre part avoir de grandes conséquences pratiques sur l'évaluation des produits dérivés sur les actifs retenus.

8 Remerciements

Les tests suivant la statistique BDS ont été effectués en utilisant le programme libre d'accès de W. Derecht.

Références

- BOLLERSLEV, T. (1986): “Generalised Autoregressive Conditional Heteroskedasticity,” *Journal of Econometrics*, 31, 307–327.
- BROCK, W., W. DECHERT, AND J. SCHEINKMAN (1996): “A Test for Independence based on the Correlation Dimension,” *Economic Reviews*, 15, 197–235.
- BROCK, W., D. HSIEH, AND B. LEBARON (1991): *Nonlinear Dynamics, Chaos and Instability*. MIT Press, Cambridge, MA.
- CAMBEL, A. (1993): *Applied Chaos Theory: A Paradigm for Complexity*. Academic Press, San Diego, CA.
- FAMA, F. (1965): “The Behaviour of Stock Market Prices,” *The Journal of Business*, 8, 34–105.
- HSIEH, D. (1991): “Chaos and Nonlinear Dynamics: Application to Financial Markets,” *Journal of Finance*, 46, 1839–1877.
- HURST, H. (1951): “Long-term Storage Capacity of Reservoirs,” *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 116, 770–799.
- JACOBSEN, B. (1996): “Long Term Dependence in Stock Returns,” *Journal of Empirical Finance*, 3, 393–417.
- LO, A. (1991): “Long-term Memory in Stock Market Prices,” *Econometrica*, 59, 1279–1313.
- MANDELBROT, B., AND A. MACKINLAY (1969): “Robustness of the Rescaled Range R/S in the Measurement of Noncyclic Long Run Statistical Dependence,” *Water Resources Research*, 5, 967–988.
- MOREIRA, J., J. K. L. DA SILVA, AND S. O. KAMPHORST (1994): *Journal of Physics A: Math. Gen.* 27, 8079–8089.
- OPONG, K., G. MULHOLLAND, A. FOX, AND K. FARAHMAND (1999): “The Behaviour of some UK Equity Indices: An Application of Hurst and BDS Tests,” *Journal of Empirical Finance*, 6, 267–282.
- PETERS, E. (1994): *Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics*. Wiley, New York.
- WILLEY, T. (1992): “Testing for Nonlinear Dependence in Daily Stock Indices,” *Journal of Economics*, 44, 63–76.

	Moyenne	Ecart-type	Asymétrie	Kurtosis	KS	ProbaKS
Indice Vontobel	0.132	0.172	-0.512	6.209	0.054	0.000
Indice CAC 40	0.107	0.191	-0.140	2.808	0.038	0.005
Accor	0.071	0.325	0.271	5.862	0.073	0.000
Air Liquide	0.139	0.243	-0.125	6.578	0.054	0.000
BHV	0.096	0.371	0.322	5.978	0.096	0.000
BIC	0.128	0.311	0.309	4.435	0.077	0.000
Bouygues	0.155	0.331	0.229	5.816	0.063	0.000
Carrefour	0.192	0.268	-0.064	4.969	0.053	0.000
Casino Guichard	0.127	0.310	0.146	6.823	0.072	0.000
Ciments Français	0.145	0.363	0.095	6.598	0.087	0.000
Club Méditerranée	0.109	0.303	0.069	7.372	0.064	0.000
Colas	0.176	0.345	0.225	3.646	0.082	0.000
CS. Cie des Signaux	0.072	0.413	0.231	4.250	0.088	0.000
Danone	0.165	0.261	0.350	3.028	0.053	0.000
Dassault Aviation	0.132	0.392	0.437	6.612	0.119	0.000
ECIA	0.109	0.372	-0.006	2.048	0.106	0.000
Elf Aquitaine	0.135	0.302	-0.008	5.049	0.059	0.000
Eridania Beghin Say	0.099	0.328	0.467	5.107	0.082	0.000
ESSO	0.108	0.352	0.560	5.464	0.083	0.000
Europe 1 Comm.	0.092	0.358	0.315	5.139	0.092	0.000
Fives Lille	0.096	0.382	-0.122	7.730	0.102	0.000
Galeries Lafayette	0.177	0.393	0.403	5.275	0.090	0.000
Groupe GTM	0.132	0.365	0.271	3.511	0.080	0.000
Imetal	0.088	0.378	0.298	5.002	0.072	0.000
Lafarge	0.126	0.283	-0.282	7.235	0.063	0.000
Legrand	0.160	0.287	0.079	5.309	0.071	0.000
L'Oréal	0.191	0.287	-0.007	5.175	0.054	0.000
LVMH	0.149	0.297	0.247	8.430	0.067	0.000
Michelin	0.089	0.328	-0.044	3.958	0.055	0.000
Moulinex	0.012	0.395	0.354	5.042	0.075	0.000
Pernod-Ricard	0.102	0.287	-0.044	3.770	0.055	0.000
Pinault Printemps	0.179	0.349	0.315	4.986	0.076	0.000
Primagaz	0.119	0.322	0.186	4.921	0.083	0.000
SAGEM	0.169	0.292	0.362	4.774	0.105	0.000
Skis Rossignol	0.019	0.305	0.088	6.465	0.085	0.000
Suez Lyonnaise des Eaux	0.131	0.287	0.091	8.262	0.068	0.000
Synthélabo	0.155	0.321	0.038	5.817	0.097	0.000
Thomson-CSF	0.110	0.366	0.062	4.255	0.054	0.000
Total	0.148	0.303	-0.095	4.528	0.057	0.000
Valéo	0.124	0.336	0.043	4.859	0.069	0.000
Vallourec	0.057	0.407	0.095	4.685	0.082	0.000
Vivendi	0.168	0.283	0.360	5.427	0.061	0.000

TAB. 1 – *Etude statistique des données*

La table reporte l'étude statistique de l'indice de marché retenu (indice Vontobel), de l'indice CAC40 ainsi que des 4 actions retenus pour la période allant du 1er janvier 1975 au 31 décembre 1998. $N = 6039$ rendements sont observés pour chacun des actifs, excepté le CAC40. Les valeurs de référence pour la loi normale sont $\sqrt{15/N} = 0.0501$ pour l'asymétrie et $\sqrt{96/N} = 0.12667$ pour la kurtosis. Les moyennes et écart-type sont ici annualisés en les multipliant par $\sqrt{250}$. La dernière colonne donne les scores de la statistique de Kolmogorov-Smirnov ainsi que les probabilités correspondantes que la distribution des rendements soit normale.

	20	40	60	125	250	375	500
Indice Vontobel	0.67*	0.63*	0.63*	0.58*	0.58*	0.64*	0.73*
Indice CAC 40	0.46*	0.52	0.49	0.47	0.50	0.54	0.74*
Accor	0.65*	0.58*	0.58	0.60*	0.53	0.55	0.50
Air Liquide	0.63*	0.51	0.53	0.51	0.45	0.42	0.50
BHV	0.60*	0.53	0.57	0.53	0.58*	0.52	0.45
BIC	0.63*	0.58*	0.52	0.51	0.50	0.47	0.64*
Bouygues	0.64*	0.57*	0.57	0.59*	0.54	0.48	0.50
Carrefour	0.65*	0.57*	0.53	0.52	0.49	0.43	0.63*
Casino Guichard	0.62*	0.53	0.50	0.49	0.44	0.54	0.58
Ciments Français	0.63*	0.55	0.58	0.57*	0.62*	0.46	0.60
Club Méditerranée	0.64*	0.59*	0.61*	0.61*	0.56*	0.47	0.51
Colas	0.65*	0.60*	0.59	0.54	0.51	0.52	0.92*
CS. Cie des Signaux	0.63*	0.58*	0.64*	0.61*	0.57*	0.53	0.73*
Danone	0.65*	0.57*	0.56	0.55	0.49	0.60	0.71*
Dassault Aviation	0.62*	0.56	0.63*	0.63*	0.58*	0.45	0.20
ECIA	0.67*	0.61*	0.63*	0.54	0.60*	0.67*	0.30
Elf Aquitaine	0.66*	0.56*	0.59	0.58*	0.57*	0.55	0.60
Eridania Beghin Say	0.63*	0.56*	0.53	0.51	0.54	0.57	0.57
ESSO	0.62*	0.54	0.58	0.59*	0.61*	0.54	0.52
Europe 1 Comm.	0.62*	0.57*	0.58	0.56	0.57*	0.44	0.31
Fives Lille	0.62*	0.53	0.62*	0.59*	0.53	0.55	0.59
Galeries Lafayette	0.61*	0.55	0.62*	0.56	0.56	0.56	0.35
Groupe GTM	0.64*	0.57*	0.59*	0.52	0.47	0.55	0.73*
Imetal	0.62*	0.55*	0.61	0.61*	0.55	0.35	0.47
Lafarge	0.65*	0.58*	0.58*	0.54	0.57*	0.46	0.61
Legrand	0.63*	0.54	0.57	0.55	0.48	0.46	0.39
L'Oréal	0.65*	0.53	0.54	0.49	0.47	0.53	0.74*
LVMH	0.64*	0.56*	0.54	0.52	0.47	0.56	0.45
Michelin	0.65*	0.57*	0.60	0.59*	0.55	0.62*	0.56
Moulinex	0.63*	0.54	0.57	0.56	0.57*	0.61*	0.61
Pernod-Ricard	0.64*	0.57	0.53	0.49	0.48	0.68*	0.71*
Pinault Printemps	0.64*	0.59*	0.60	0.53	0.49	0.51	0.51
Primagaz	0.61*	0.57*	0.52	0.51	0.54	0.57	0.55
SAGEM	0.62*	0.53	0.59	0.54	0.54	0.52	0.55
Skis Rossignol	0.64*	0.56*	0.55	0.57*	0.60*	0.54	0.70*
Suez Lyonnaise des Eaux	0.64*	0.57*	0.55	0.54	0.53	0.67*	0.60
Synthélabo	0.66*	0.60*	0.57	0.61*	0.45	0.58	0.83*
Thomson-CSF	0.64*	0.58*	0.57	0.58*	0.55	0.66*	0.41
Total	0.65*	0.58*	0.56	0.55	0.53	0.57	0.66*
Valéo	0.64*	0.57*	0.60	0.53	0.58*	0.52	0.65*
Vallourec	0.63*	0.57*	0.59	0.60*	0.56	0.53	1.09*
Vivendi	0.66*	0.57	0.59*	0.55	0.52	0.58	0.59

TAB. 2 – *Analyse des exposants de Hurst*

Les exposants de Hurst sont calculés en régressant $\log(R/S)$ sur $\log(n)$ pour des valeurs de n inférieures à 20, entre 20 et 40, 40 et 60, 60 et 125, 125 et 250, 250 et 375, et entre 375 et 500. Les astérisques indiquent des valeurs significativement supérieures ou inférieures à 0.5.

	a	b	r^2	D	se
Indice Vontobel	-9.746	1.134	0.991	1.433	0.007
Indice CAC 40	-10.096	1.020	0.961	1.490	0.013
Accor	-8.617	1.055	0.986	1.473	0.008
Air Liquide	-9.239	0.970	0.979	1.515	0.009
BHV	-8.594	1.092	0.984	1.454	0.009
BIC	-8.546	0.947	0.978	1.526	0.009
Bouygues	-8.612	1.078	0.991	1.461	0.007
Carrefour	-9.396	1.153	0.990	1.424	0.007
Casino Guichard	-9.192	1.125	0.982	1.438	0.010
Ciments Français	-7.897	0.958	0.932	1.521	0.016
Club Méditerranée	-8.499	1.016	0.989	1.492	0.007
Colas	-8.606	1.129	0.986	1.435	0.008
CS. Cie des Signaux	-7.762	0.991	0.974	1.505	0.010
Danone	-9.017	1.048	0.986	1.476	0.008
Dassault Aviation	-8.014	0.973	0.979	1.513	0.009
ECIA	-8.283	1.179	0.987	1.411	0.009
Elf Aquitaine	-8.670	1.067	0.989	1.467	0.007
Eridania Beghin Say	-8.733	1.064	0.978	1.468	0.010
ESSO	-8.574	1.085	0.986	1.457	0.008
Europe 1 Comm.	-8.269	0.986	0.973	1.507	0.010
Fives Lille	-8.174	1.049	0.977	1.476	0.010
Galeries Lafayette	-8.345	1.069	0.985	1.465	0.008
Groupe GTM	-8.387	1.036	0.985	1.482	0.008
Imetal	-7.902	0.936	0.975	1.532	0.009
Lafarge	-8.707	1.012	0.982	1.494	0.009
Legrand	-8.683	0.938	0.979	1.531	0.009
L'Oréal	-9.058	1.052	0.980	1.474	0.009
LVMH	-8.732	1.004	0.985	1.498	0.008
Michelin	-8.621	1.124	0.988	1.438	0.008
Moulinex	-8.062	0.999	0.968	1.501	0.011
Pernod-Ricard	-8.928	1.052	0.984	1.474	0.009
Pinault Printemps	-8.655	1.116	0.987	1.442	0.008
Primagaz	-8.678	1.006	0.984	1.497	0.008
SAGEM	-9.007	1.084	0.988	1.458	0.007
Skis Rossignol	-8.904	1.127	0.992	1.436	0.007
Suez Lyonnaise des Eaux	-8.799	1.025	0.986	1.487	0.008
Synthélabo	-8.619	1.079	0.985	1.461	0.008
Thomson-CSF	-8.479	1.105	0.989	1.447	0.007
Total	-8.585	0.991	0.984	1.504	0.008
Valéo	-8.621	1.093	0.987	1.453	0.008
Vallourec	-8.249	1.153	0.990	1.423	0.007
Vivendi	-8.844	1.063	0.986	1.469	0.008

TABLE 3 – *Tests des demivariogrammes*

Le tableau reporte les résultats de la régression $\ln \gamma(h) = a + b \ln h$, où $\gamma(h)$ est la variance donnée par la fonction demivariogramme. La dimension fractale D est donnée par $D = 2 - \frac{1}{2}b$, une valeur de D proche de 1.5 étant compatible avec la génération des rendements par un mouvement brownien. La dernière colonne indique l'erreur standard d'estimation de D (à 0.05%).

	m=2	m=3	m=4	m=5	m=10	m=20
Indice Vontobel	14.43*	18.01*	20.04*	21.72*	27.73*	48.30*
Indice CAC 40	20.77*	23.77*	25.30*	26.64*	28.67*	31.69*
Accor	16.49*	20.02*	22.09*	23.64*	31.13*	65.21*
Air Liquide	9.99*	11.50*	12.78*	13.68*	15.82*	20.64*
BHV	13.86*	16.22*	17.38*	18.32*	24.55*	50.45*
BIC	11.00*	13.00*	13.91*	14.50*	16.93*	26.21*
Bouygues	11.29*	13.93*	15.10*	15.91*	19.65*	28.48*
Carrefour	9.94*	11.98*	13.57*	14.60*	17.56*	24.15*
Casino Guichard	9.55*	11.17*	12.35*	13.35*	15.14*	19.80*
Ciments Français	12.66*	14.49*	14.99*	15.35*	16.29*	18.79*
Club Méditerranée	11.40*	13.23*	14.56*	15.20*	16.79*	17.88*
Colas	14.11*	17.08*	18.64*	19.89*	28.21*	64.65*
CS. Cie des Signaux	13.16*	15.90*	17.52*	18.56*	23.91*	55.58*
Danone	10.01*	12.31*	14.32*	16.14*	26.20*	78.61*
Dassault Aviation	17.21*	20.26*	22.44*	24.61*	35.73*	99.92*
ECIA	16.98*	19.93*	22.92*	25.98*	47.41*	325.07*
Elf Aquitaine	12.78*	15.09*	15.45*	15.86*	19.22*	28.02*
Eridania Beghin Say	13.18*	16.09*	18.01*	19.21*	23.96*	40.61*
ESSO	9.89*	13.75*	15.87*	17.74*	24.20*	49.76*
Europe 1 Comm.	12.87*	17.24*	20.23*	22.37*	30.34*	63.22*
Fives Lille	15.01*	17.86*	19.56*	20.28*	23.57*	36.27*
Galeries Lafayette	12.44*	13.65*	14.37*	15.13*	18.82*	32.19*
Groupe GTM	10.86*	13.69*	15.42*	16.52*	21.52*	40.27*
Imetal	11.45*	13.39*	14.55*	15.69*	18.98*	27.34*
Lafarge	13.32*	15.08*	16.10*	16.66*	19.25*	25.17*
Legrand	9.33*	10.08*	10.77*	11.36*	13.48*	16.37*
L'Oréal	11.54*	13.47*	14.88*	15.48*	18.11*	24.43*
LVMH	14.69*	15.06*	15.90*	16.65*	18.17*	22.22*
Michelin	11.13*	14.15*	15.79*	16.59*	19.02*	27.99*
Moulinex	15.16*	17.22*	18.44*	19.42*	23.74*	37.96*
Pernod-Ricard	11.35*	13.12*	14.51*	15.91*	20.92*	36.07*
Pinault Printemps	8.90*	10.71*	11.91*	12.85*	16.44*	23.60*
Primagaz	13.87*	14.83*	15.32*	15.80*	19.07*	31.20*
SAGEM	12.23*	13.56*	14.42*	15.41*	18.73*	25.09*
Skis Rossignol	12.08*	14.81*	15.57*	16.13*	16.75*	22.92*
Suez Lyonnaise des Eaux	10.85*	12.78*	13.99*	14.90*	17.78*	22.77*
Synthélabo	12.12*	13.86*	15.04*	15.86*	19.07*	27.61*
Thomson-CSF	11.18*	14.27*	15.68*	16.79*	22.01*	37.86*
Total	9.25*	11.43*	12.75*	13.74*	16.04*	21.67*
Valéo	9.45*	13.85*	16.15*	17.67*	23.23*	37.59*
Vallourec	18.46*	19.96*	21.64*	23.49*	32.55*	84.08*
Vivendi	12.39*	14.22*	15.37*	15.89*	19.64*	31.36*

TAB. 4 – *Tests BDS sur la période totale*

Les valeurs des tests BDS sont ici reportées pour chaque actif et en prenant la totalité des vingt-quatre années. Chaque colonne correspond à une dimension m . Les astérisques indiquent des valeurs significativement différentes de zéro.

	75-76	77-78	79-80	81-82	83-84	85-86	87-88	89-90	91-92	93-94	95-96	97-98
Indice Vontobel	2.39*	3.42*	5.43*	6.25*	2.60*	8.18*	5.14*	4.77*	2.55*	-0.45	0.17	1.57
Indice CAC 40	-	-	-	-	-	-	6.04*	4.79*	2.43*	-0.31	0.68	1.20
Accor	7.91*	5.51*	6.03*	6.30*	3.49*	4.32*	3.70*	4.03*	5.70*	3.85*	2.51*	5.37*
Air Liquide	1.22	2.88*	3.59*	2.85*	2.60*	4.69*	4.93*	3.40*	4.24*	0.62	0.95	3.10*
BHV	4.60*	1.83	4.98*	6.59*	5.19*	4.65*	5.97*	2.92*	5.47*	3.26*	2.46*	4.63*
BIC	4.35*	4.09*	2.87*	2.85*	4.60*	6.08*	2.52*	4.30*	1.19	5.57*	3.76*	2.12*
Bouygues	5.07*	1.95	4.61*	5.21*	5.21*	3.56*	4.56*	5.37*	5.20*	1.80	2.69*	3.98*
Carrefour	3.81*	1.81	3.87*	4.97*	3.21*	5.86*	3.89*	2.51*	2.72*	-0.34	2.10*	3.86*
Casino Guichard	4.00*	3.62*	5.31*	1.83	4.40*	4.59*	4.07*	1.89	1.69	4.20*	4.96*	4.28*
Ciments Français	4.13*	4.42*	4.94*	4.08*	5.09*	6.62*	3.46*	3.26*	4.87*	4.99*	4.63*	4.10*
Club Méditerranée	2.61*	1.64	2.49*	2.97*	5.86*	4.50*	4.00*	4.34*	2.89*	1.35	2.71*	3.09*
Colas	2.85*	7.42*	4.75*	3.06*	7.32*	3.93*	4.99*	6.40*	5.22*	4.45*	2.33*	4.86*
CS. Cie des Signaux	5.72*	3.98*	2.62*	4.37*	4.01*	6.34*	4.18*	3.06*	6.44*	4.93*	4.19*	5.76*
Danone	3.21*	3.21*	1.97	2.36*	2.52*	3.99*	1.98	2.50*	3.22*	1.45	0.38	0.77
Dassault Aviation	15.75*	13.22*	4.95*	5.46*	6.17*	3.05*	1.23	7.24*	5.30*	1.51	4.27*	6.44*
ECIA	5.03*	5.75*	6.54*	4.68*	2.44*	20.20*	9.49*	5.20*	7.41*	3.24*	4.00*	3.99*
Elf Aquitaine	4.22*	3.53*	3.52*	4.30*	2.06*	6.57*	4.18*	1.97	5.30*	0.85	2.03*	2.19*
Eridania Beghin Say	3.53*	7.61*	3.74*	2.77*	7.82*	5.80*	2.07*	4.03*	4.52*	3.00*	4.36*	2.84*
ESSO	1.78	2.27*	2.44*	3.85*	0.20	6.14*	5.31*	4.34*	2.35*	3.67*	5.15*	3.37*
Europe 1 Comm.	5.30*	2.80*	3.12*	3.08*	1.66	6.49*	3.17*	4.10*	1.02	5.56*	2.57*	3.22*
Fives Lille	5.24*	3.46*	4.99*	4.73*	5.81*	5.19*	5.89*	4.84*	3.99*	1.62	4.67*	5.81*
Galeries Lafayette	1.35	4.37*	3.86*	2.67*	5.21*	5.02*	5.52*	4.29*	2.47*	3.02*	3.90*	5.05*
Groupe GTM	4.33*	1.85	5.43*	4.72*	4.78*	2.63*	2.94*	4.78*	4.26*	2.68*	4.11*	2.37*
Imetal	1.52	3.70*	3.02*	2.92*	4.58*	6.21*	3.34*	2.82*	3.43*	2.30*	2.39*	4.07*
Lafarge	1.68	4.80*	4.67*	2.45*	4.51*	4.52*	5.59*	5.18*	3.65*	1.09	-0.43	0.03
Legrand	2.02*	2.10*	4.01*	2.79*	1.37	3.11*	5.68*	3.77*	6.05*	2.56*	2.98*	3.85*
L'Oréal	2.10*	4.32*	2.29*	6.01*	0.64	4.62*	4.13*	6.11*	4.62*	0.32	-0.87	2.23*
LVMH	5.72*	4.12*	3.56*	3.65*	1.72	4.61*	6.61*	2.68*	3.53*	0.45	2.06*	2.09*
Michelin	2.63*	3.00*	4.79*	0.53	3.14*	5.19*	4.95*	4.72*	4.03*	1.97	-0.28	4.43*
Moulinex	5.60*	0.51	5.19*	7.75*	3.08*	7.67*	6.57*	4.38*	5.72*	5.31*	2.92*	2.04*
Pernod-Ricard	3.99*	2.65*	3.80*	3.29*	2.96*	5.31*	4.67*	4.59*	3.84*	1.42	0.27	2.76*
Pinault Printemps	2.12*	1.90	3.03*	4.87*	4.05*	2.28*	3.09*	3.30*	5.04*	5.47*	1.23	2.85*
Primagaz	8.68*	7.01*	5.16*	5.81*	4.15*	3.42*	1.93	3.17*	2.36*	4.73*	4.22*	2.88*
SAGEM	5.37*	4.01*	2.71*	3.66*	2.96*	4.88*	4.82*	5.27*	5.50*	4.28*	7.17*	6.05*
Skis Rossignol	1.87	5.11*	2.93*	6.11*	3.72*	1.79	5.04*	6.35*	3.25*	6.07*	6.10*	3.87*
Suez Lyonnaise des Eaux	5.08*	2.87*	4.62*	3.51*	4.84*	5.23*	4.74*	3.59*	1.70	1.01	1.72	2.51*
Synthélabo	4.68*	2.81*	6.86*	4.99*	1.87	3.87*	5.90*	3.46*	2.83*	1.88	3.30*	4.66*
Thomson-CSF	3.86*	2.59*	2.46*	4.53*	3.69*	4.12*	3.31*	1.48	3.71*	1.34	3.55*	5.33*
Total	2.56*	3.37*	2.04*	4.03*	1.64	5.82*	3.33*	2.63*	3.28*	-1.19	1.22	2.54*
Valéo	2.77*	3.90*	6.69*	3.46*	2.70*	2.18*	3.50*	8.62*	3.67*	5.03*	2.14*	3.72*
Vallourec	5.08*	4.06*	4.67*	9.30*	3.97*	5.43*	5.96*	4.39*	5.84*	4.71*	4.81*	1.00
Vivendi	5.35*	1.63	3.59*	5.10*	3.94*	5.97*	4.12*	3.28*	1.81	3.23*	2.27*	3.53*

TAB. 5 – Tests BDS sur les sous-périodes

Les tests BDS sont ici donnés pour une dimension $m = 2$, pour les six périodes contiguës de trois ans chacune. Les astérisques indiquent des valeurs significativement différentes de zéro.

	m=2	m=3	m=4	m=5	m=10	m=20
Indice Vontobel	0.71	0.69	0.43	0.06	-0.19	0.45
Indice CAC 40	-0.15	-0.04	-0.00	1.28	2.90*	4.42*
Accor	5.33*	6.20*	6.25*	6.03*	5.01*	5.39*
Air Liquide	1.81	1.72	2.00*	2.02*	0.90	-0.21
BHV	4.66*	5.12*	4.89*	4.53*	4.64*	5.17*
BIC	5.42*	5.37*	4.94*	4.39*	2.94*	1.73
Bouygues	3.74*	3.64*	3.32*	2.83*	1.70	0.27
Carrefour	1.80	1.65	1.79	1.59	0.56	-0.56
Casino Guichard	3.06*	3.22*	3.49*	3.79*	2.88*	2.24*
Ciments Français	2.16*	1.89	1.17	0.75	0.51	0.59
Club Méditerranée	1.52	1.34	1.39	1.38	1.30	1.07
Colas	4.90*	5.53*	5.28*	5.15*	4.71*	5.35*
CS. Cie des Signaux	3.50*	3.93*	3.76*	3.20*	2.07*	5.06*
Danone	1.38	1.24	1.50	1.39	1.13	0.23
Dassault Aviation	2.93*	2.76*	2.77*	2.71*	2.78*	3.16*
ECIA	5.24*	6.00*	6.54*	7.02*	8.27*	16.20*
Elf Aquitaine	3.58*	3.95*	3.21*	2.49*	1.78	0.36
Eridania Beghin Say	4.34*	4.98*	5.47*	5.49*	4.95*	5.61*
ESSO	3.13*	3.87*	3.93*	3.90*	2.83*	2.75*
Europe 1 Comm.	5.07*	7.26*	8.56*	9.24*	9.38*	9.02*
Fives Lille	5.77*	6.37*	6.51*	6.34*	5.35*	5.02*
Galeries Lafayette	4.28*	3.60*	3.17*	3.04*	2.20*	3.02*
Groupe GTM	3.68*	3.88*	3.98*	3.89*	3.89*	3.62*
Imetal	3.96*	4.68*	4.71*	4.63*	3.63*	1.64
Lafarge	3.81*	3.50*	3.39*	2.99*	2.00*	0.98
Legrand	1.99	2.27*	2.46*	2.64*	3.04*	1.55
L'Oréal	2.06*	1.77	1.73	1.25	0.35	-0.43
LVMH	4.59*	3.34*	2.68*	2.13*	0.41	-1.08
Michelin	3.08*	4.06*	4.48*	4.16*	2.99*	2.12*
Moulinex	2.07*	1.94	1.63	1.57	3.15*	6.06*
Pernod-Ricard	4.83*	4.65*	4.60*	4.79*	5.13*	4.55*
Pinault Printemps	2.70*	3.04*	3.13*	3.19*	3.16*	1.02
Primagaz	8.20*	8.02*	7.28*	6.89*	6.26*	12.93*
SAGEM	7.41*	8.33*	8.58*	9.32*	9.15*	5.51*
Skis Rossignol	5.24*	5.72*	5.14*	4.72*	2.63*	1.66
Suez Lyonnaise des Eaux	3.62*	3.83*	3.67*	3.57*	3.56*	3.63*
Synthélabo	4.57*	4.91*	5.28*	5.36*	5.57*	7.41*
Thomson-CSF	4.03*	4.53*	3.99*	3.50*	2.58*	1.85
Total	4.77*	5.15*	5.28*	5.18*	3.62*	1.28
Valéo	3.64*	4.82*	5.52*	5.77*	6.06*	4.84*
Vallourec	7.33*	7.31*	7.26*	7.44*	7.17*	8.94*
Vivendi	2.92*	2.74*	2.76*	2.31*	2.21*	2.44*

TAB. 6 – *Tests BDS sur la période totale après un GARCH(1,1)*

La table reporte les résultats du test BDS sur les résidus générés par l'application d'un processus GARCH(1,1) aux rendements des actifs. Chaque colonne correspond à une dimension m . Les astérisques indiquent des valeurs significativement différentes de zéro.

	75-76	77-78	79-80	81-82	83-84	85-86	87-88	89-90	91-92	93-94	95-96	97-98
Indice Vontobel	-0.39	-0.82	0.14	-0.40	0.50	2.44*	-0.63	-0.82	-0.61	-1.38	0.08	-0.71
Indice CAC 40	-	-	-	-	-	-	0.82	-1.07	-1.25	-0.54	-0.13	-0.20
Accor	1.13	0.98	0.30	2.40*	0.18	2.37*	0.30	1.36	2.92*	1.44	1.11	0.84
Air Liquide	-0.51	1.20	0.11	-0.60	0.44	3.63*	0.39	-0.68	1.82*	-0.28	0.01	0.14
BHV	2.35*	-0.77	1.38	2.67*	0.67	0.62	2.44*	0.44	2.18*	1.74*	0.41	-1.75*
BIC	0.91	2.49*	1.29	1.26	1.15	1.55*	0.82	1.46	-0.39	1.33	1.16	0.42
Bouygues	-0.44	0.93	0.72	1.67*	1.95*	0.97	1.26	0.60	3.07*	1.27	1.03	0.12
Carrefour	-0.60	0.07	-0.44	1.46	0.32	2.14*	0.95	0.90	-1.08	-0.54	1.22	0.36
Casino Guichard	3.49*	1.12	0.47	-0.67	0.80	1.86*	0.39	0.18	0.58	0.59	2.36*	0.70
Ciments Français	-0.72	2.41*	0.93	0.95	2.77*	2.06*	0.13	0.48	2.05*	4.44*	1.66*	-0.02
Club Méditerranée	0.37	0.94	-0.80	1.78*	1.39	2.45*	0.86	-0.37	-0.29	-0.57	0.80	-0.01
Colas	-0.42	1.82*	1.62*	-0.43	1.38	1.23	1.87*	2.85*	2.29*	2.93*	0.45	1.97*
CS. Cie des Signaux	1.26	1.76*	0.04	1.92*	0.18	3.68*	0.38	1.62*	3.65*	0.82	1.09	0.45
Danone	0.34	-0.15	0.99	0.67	-0.01	1.34	-0.66	-0.08	-0.38	0.53	-1.17	-0.60
Dassault Aviation	3.04*	4.13*	2.20*	2.50*	2.71*	0.09	0.00	0.82	1.47	0.35	1.39	1.75*
ECIA	2.94*	2.12*	2.91*	3.56*	1.53*	0.92	6.15*	1.85*	2.77*	2.03*	2.70*	3.16*
Elf Aquitaine	0.51	1.49	0.30	2.04*	1.34	3.20*	0.99	1.41	1.86*	0.01	0.72	-0.14
Eridania Beghin Say	0.54	1.61*	1.14	0.81	0.79	1.82*	-0.31	1.62*	2.13*	0.31	3.21*	0.03
ESSO	-1.22	0.08	-0.09	1.70*	-1.12	2.10*	1.45	0.90	0.32	-1.14	1.58*	-1.17
Europe 1 Comm.	1.73*	0.92	1.34	0.23	0.31	3.24*	-0.06	0.49	0.60	1.23	1.56*	0.74
Fives Lille	0.96	0.46	0.80	0.99	2.90*	1.18	3.02*	0.72	2.47*	-0.19	2.60*	1.77*
Galeries Lafayette	-0.68	1.75*	0.67	0.65	1.88*	-0.11	1.38	-0.45	0.74	1.87*	0.44	2.22*
Groupe GTM	2.86*	0.79	1.64*	1.71*	-0.70	-0.15	-0.34	0.98	1.45	1.07	0.86	0.43
Imetal	0.92	0.07	0.57	1.84*	1.11	-0.51	0.04	1.97*	1.33	1.90*	0.45	2.85*
Lafarge	0.07	-0.30	1.35	1.40	1.62*	2.30*	-1.09	0.82	0.38	1.37	-0.80	-0.42
Legrand	0.69	0.37	-0.06	-0.08	-0.74	3.05*	-0.14	1.10	1.40	1.37	-0.74	0.23
L'Oréal	0.45	0.11	0.38	-1.15	-0.62	1.74*	0.42	0.93	-0.54	-1.36	-0.68	-1.13
LVMH	-0.74	0.11	1.25	1.95*	-0.59	1.70*	-0.67	-1.85*	0.17	0.16	-0.48	1.16
Michelin	0.01	-1.01	3.36*	0.43	0.96	2.74*	0.51	0.30	1.91*	0.16	-0.52	2.04*
Moulinex	0.08	0.40	0.38	1.25	0.71	1.29	0.35	0.03	1.15	1.56*	2.27*	1.23
Pernod-Ricard	1.47	2.04*	0.77	0.43	0.58	2.30*	0.84	0.51	-1.00	0.16	-0.01	-1.09
Pinault Printemps	1.04	-0.40	1.16	2.09*	1.80*	1.58*	0.58	-0.19	3.19*	2.70*	-1.33	0.75
Primagaz	4.46*	-0.24	0.28	3.55*	0.28	1.91*	1.64*	1.19	1.10	2.24*	0.99	0.61
SAGEM	1.36	0.13	1.37	2.64*	1.18	3.24*	1.01	2.84*	1.42	2.93*	3.27*	0.86
Skis Rossignol	0.42	0.39	-0.06	1.67*	-0.33	-1.24	0.77	2.78*	2.20*	1.77*	1.30	1.37
Suez Lyonnaise des Eaux	1.98*	2.31*	2.07*	0.58	2.71*	2.57*	0.21	3.35*	-0.86	-0.30	-0.55	-0.41
Synthélabo	1.36	-0.00	2.52*	2.80*	-0.02	3.87*	2.00*	2.45*	1.78*	0.49	1.51*	2.20*
Thomson-CSF	0.50	1.74*	-0.00	2.64*	0.76	0.64	1.03	1.65*	1.46	-0.63	2.34*	0.42
Total	1.83*	-1.56*	1.38	-0.47	0.04	2.44*	0.12	0.28	0.68	-1.46	0.53	-0.31
Valéo	-0.96	0.83	1.85*	2.58*	0.99	1.07	1.05	1.63*	0.97	2.31*	0.58	1.13
Vallourec	1.76*	1.22	1.35	3.10*	1.01	0.96	1.94*	-1.39	1.74*	1.77*	0.45	-0.36
Vivendi	1.49	0.58	0.06	0.92	2.28*	0.74	0.27	1.40	-0.44	1.46	0.17	-0.37

TAB. 7 – Tests BDS sur les sous-périodes après un GARCH(1,1), avec $m = 2$

La table reporte les résultats du test BDS sur les résidus générés par l'application d'un processus GARCH(1,1) aux rendements des actifs, lorsque la période totale a été divisée en douze sous-périodes de deux ans chacune, les paramètres du processus GARCH étant estimés indépendamment sur chaque sous-période. Les astérisques indiquent des valeurs significativement différentes de zéro. La dimension utilisée pour le test est $m = 2$.

	75-76	77-78	79-80	81-82	83-84	85-86	87-88	89-90	91-92	93-94	95-96	97-98
Indice Vontobel	2.54*	1.45	3.14*	-1.08	0.52	0.83	-2.40*	-1.08	2.81*	-3.97*	-0.24	-3.22*
Indice CAC 40	-	-	-	-	-	-	4.12*	0.63	1.20	-4.19*	9.78*	-1.13
Accor	1.40	-0.19	0.35	16.57*	1.29	1.89*	-0.17	0.57	4.03*	2.26*	0.31	-0.71
Air Liquide	0.54	4.34*	3.10*	-1.34	1.13	2.12*	0.62	-1.66*	3.01*	2.75*	-4.01*	-4.13*
BHV	8.43*	5.36*	5.31*	4.09*	7.01*	-0.18	2.38*	1.77*	3.16*	3.59*	0.14	-0.76
BIC	16.44*	1.60*	1.98*	0.97	1.21	5.08*	-0.37	2.05*	-0.55	0.38	3.61*	-1.88*
Bouygues	-1.40	-0.02	0.47	-0.88	2.23*	0.45	-0.21	-0.43	1.80*	-0.26	3.34*	-0.32
Carrefour	-0.57	1.68*	0.44	2.04*	3.94*	0.50	-1.04	1.75*	-0.30	1.08	7.67*	-3.80*
Casino Guichard	2.37*	0.55	1.39	-0.41	0.53	19.34*	3.59*	0.60	0.69	0.65	1.93*	5.69*
Ciments Français	5.62*	-0.00	4.79*	0.87	2.18*	0.54	0.21	-0.40	1.67*	13.34*	5.64*	-0.29
Club Méditerranée	4.75*	1.27	0.41	-0.41	0.27	3.45*	0.08	0.35	0.12	-1.95*	0.72	1.80*
Colas	0.10	7.05*	4.36*	0.97	10.93*	2.91*	0.07	0.64	1.16	3.49*	0.04	-0.16
CS. Cie des Signaux	6.92*	1.02	1.90*	4.84*	1.06	3.63*	0.76	0.17	18.24*	2.20*	-0.32	0.05
Danone	2.25*	1.18	2.09*	2.50*	-0.89	-0.47	-0.30	-0.42	1.57*	3.62*	0.02	1.20
Dassault Aviation	5.88*	1.59*	7.30*	7.30*	3.63*	-1.64*	2.92*	1.01	3.15*	-0.93	0.19	0.91
ECIA	4.25*	15.24*	19.58*	20.12*	2.11*	16.34*	18.46*	1.43	1.11	1.45	2.95*	5.86*
Elf Aquitaine	2.92*	1.43	1.08	2.65*	2.82*	7.99*	-0.62	2.62*	7.93*	3.13*	1.00	0.95
Eridania Beghin Say	4.49*	10.37*	2.67*	2.27*	4.38*	7.17*	-1.00	-0.03	2.54*	-0.07	7.11*	1.17
ESSO	4.91*	0.63	0.41	2.82*	-0.17	4.26*	1.29	-0.26	2.06*	0.39	1.25	-0.73
Europe 1 Comm.	6.83*	3.95*	4.11*	1.11	1.10	11.45*	1.04	2.46*	1.23	1.96*	0.58	1.57*
Fives Lille	2.34*	2.49*	5.61*	2.01*	2.85*	4.76*	3.19*	-0.67	2.29*	-0.43	3.49*	2.21*
Galerias Lafayette	2.57*	0.11	4.43*	-0.06	1.43	4.27*	0.48	3.01*	0.07	5.97*	1.67*	2.90*
Groupe GTM	8.26*	2.04*	0.44	2.64*	-0.28	-0.27	0.21	6.95*	1.28	6.30*	1.22	-0.01
Imetal	5.10*	0.32	-1.72*	6.26*	4.07*	-1.35	-0.38	2.76*	0.53	2.56*	7.62*	4.24*
Lafarge	0.92	1.04	0.94	3.93*	1.79*	1.68*	-1.00	1.23	2.45*	0.10	0.96	0.23
Legrand	5.02*	4.15*	5.24*	2.57*	0.26	5.24*	0.56	1.40	2.55*	-0.22	3.44*	-3.25*
L'Oréal	1.58*	1.93*	0.44	-1.08	-0.75	-0.12	0.59	-1.27	-1.99*	-3.83*	-0.70	-3.37*
LVMH	-0.71	-0.30	4.01*	1.62*	1.20	1.01	-0.20	-0.97	3.66*	2.08*	1.14	-2.03*
Michelin	-0.14	0.87	6.01*	1.58*	1.56*	5.10*	-0.73	3.99*	1.68*	-3.63*	-1.19	-0.25
Moulinex	-0.71	4.27*	2.48*	3.56*	2.39*	0.44	1.19	1.31	0.21	3.51*	2.50*	0.45
Pernod-Ricard	6.37*	5.43*	0.61	1.07	2.15*	15.60*	-0.77	-1.08	0.83	-2.51*	0.71	0.21
Pinault Printemps	0.61	-2.03*	4.73*	2.04*	2.94*	3.15*	-1.04	0.59	3.29*	3.43*	1.45	0.26
Primagaz	8.79*	1.14	0.37	7.28*	0.21	6.37*	3.64*	1.98*	-0.02	5.12*	-0.31	-1.95*
SAGEM	7.68*	3.23*	-0.50	5.95*	3.90*	4.61*	1.43	6.24*	4.06*	1.32	2.51*	-0.12
Skis Rossignol	2.04*	-0.80	2.53*	0.86	4.96*	-0.87	0.57	7.50*	1.27	2.84*	0.62	0.18
Suez Lyonnaise des Eaux	0.67	3.76*	1.69*	2.55*	6.41*	1.44	1.05	5.68*	-0.38	1.02	0.30	-0.84
Synthélabo	4.60*	-0.91	7.51*	4.34*	2.08*	0.36	9.30*	3.89*	2.64*	1.29	7.40*	0.35
Thomson-CSF	-1.59*	9.37*	-0.66	0.71	0.77	2.37*	-0.94	0.82	-0.92	2.71*	4.77*	2.29*
Total	10.40*	-0.99	5.15*	2.24*	0.08	0.09	-0.54	-0.44	0.36	0.38	-0.96	0.59
Valéo	-0.45	1.48	0.30	1.23	0.29	12.72*	-0.37	3.27*	-0.28	0.49	0.94	5.48*
Vallourec	6.98*	4.36*	5.22*	4.13*	3.55*	4.29*	14.89*	2.08*	3.17*	1.12	0.94	0.44
Vivendi	4.77*	-0.36	1.89*	2.12*	2.05*	0.60	1.72*	0.16	-0.74	-1.70*	3.03*	-2.67*

TAB. 8 – Tests BDS sur les sous-périodes après un GARCH(1,1), avec $m = 10$

La table reporte les résultats du test BDS sur les résidus générés par l'application d'un processus GARCH(1,1) aux rendements des actifs, lorsque la période totale a été divisée en douze sous-périodes de deux ans chacune, les paramètres du processus GARCH étant estimés indépendamment sur chaque sous-période, pour une dimension $m = 10$. Les astérisques indiquent des valeurs significativement différentes de zéro.

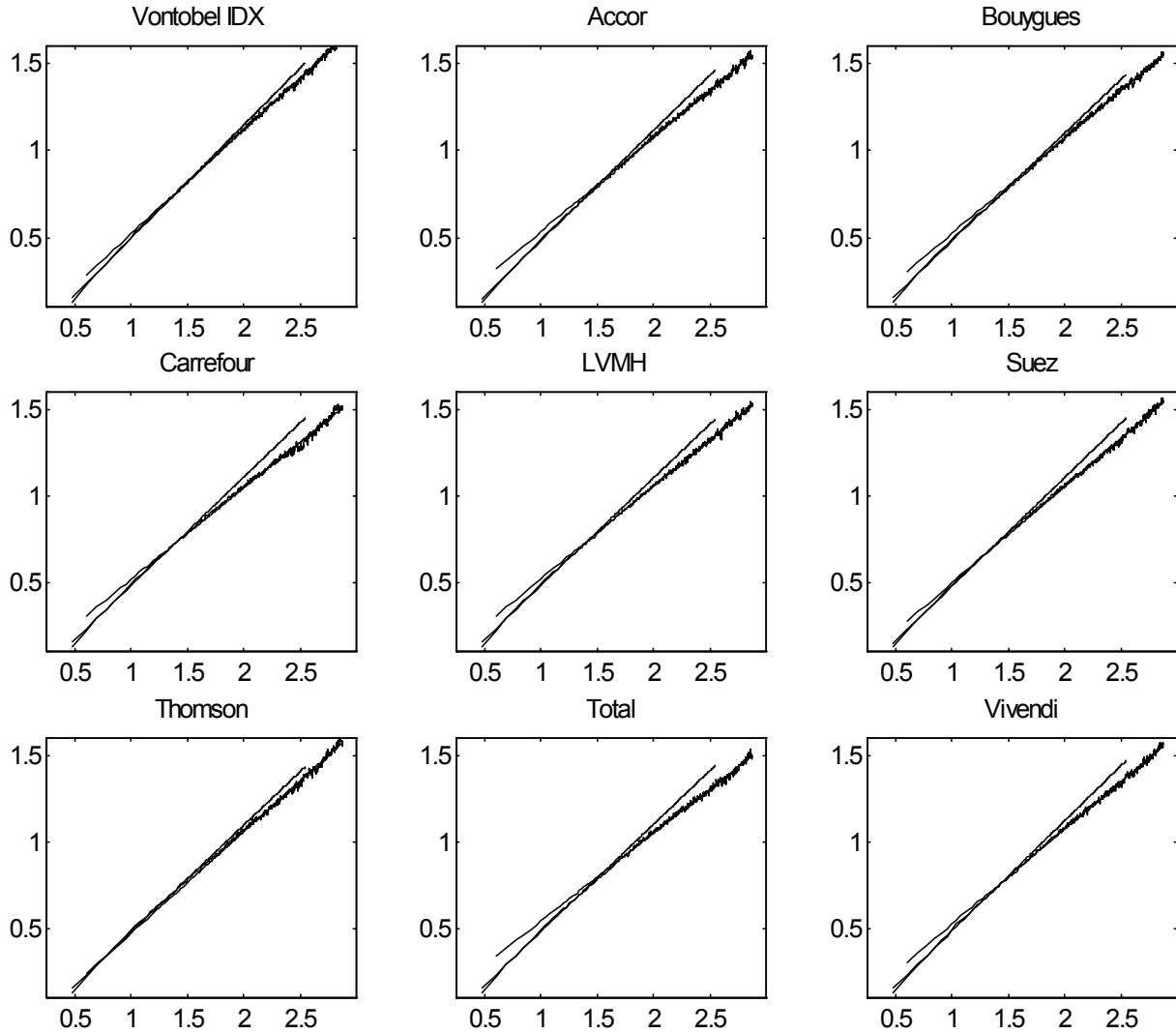


FIG. 1 – *Analyse graphique des exposants de Hurst*

Les valeurs de $\log(R/S)$ sont reproduites ici en fonction de $\log(n)$. Deux lignes de tendance sont ajoutées aux graphiques: la première ligne correspond à un exposant de Hurst calculé par régression linéaire pour les $\log(n)$ inférieurs à 1.5. La seconde ligne correspond à un exposant de Hurst calculé avec des valeurs de $\log(n)$ plus grandes que 1.5.

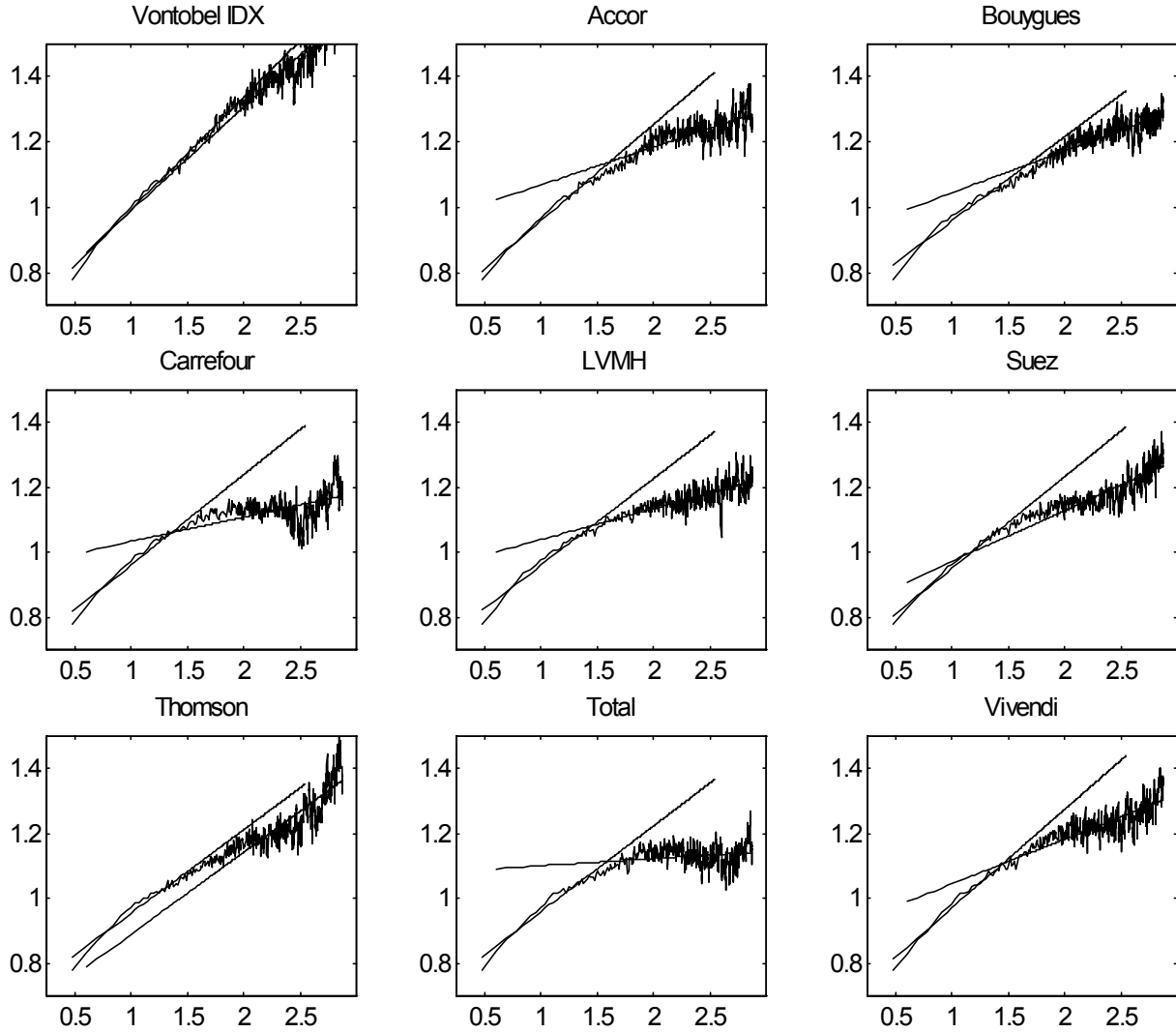


FIG. 2 – Analyse graphique des valeurs V_n

Les valeurs de $V_n = \log_{10} \frac{1}{\sqrt{n}} (\frac{R}{S})_n$ sont affichées ici en fonction $\log(n)$. Deux lignes de tendance sont ajoutées aux graphiques: la première ligne correspond à un exposant de Hurst calculé par régression linéaire pour les $\log(n)$ inférieurs à 1.5. La seconde ligne correspond à un exposant de Hurst calculé avec des valeurs de $\log(n)$ plus grandes que 1.5.

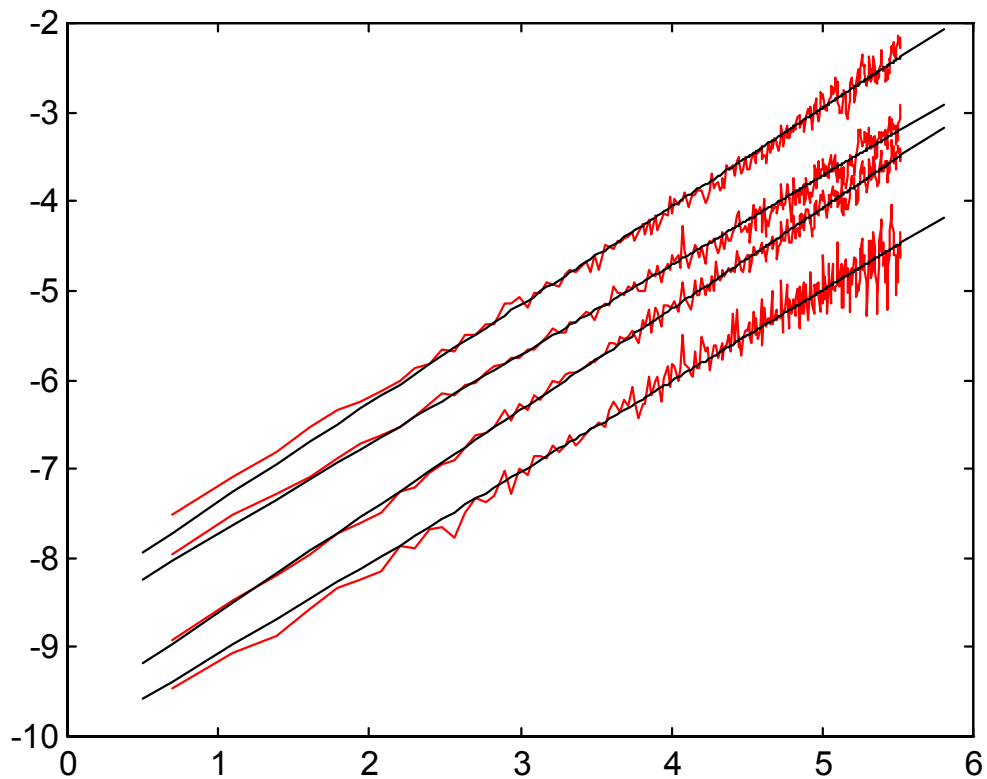


FIG. 3 – *Demivariogrammes*

Sont représentés ici les courbes représentant les demivariogrammes $\log(\gamma(h))$ en fonction de $\ln(n)$, pour les rendements de l'indice Vontobel (inférieure), de l'indice CAC40 (courbe au-dessus), de l'action Vivendi (deuxième courbe en partant du haut), et de l'action Thomson (courbe supérieure). Pour chaque courbe, la ligne donnée par la régression de $\log(\gamma(h))$ sur $\log(h)$ est également représentée.

Liste des publications au CIRANO *

Cahiers CIRANO / *CIRANO Papers* (ISSN 1198-8169)

- 99c-1 Les Expos, l'OSM, les universités, les hôpitaux : Le coût d'un déficit de 400 000 emplois au Québec — Expos, Montréal Symphony Orchestra, Universities, Hospitals: The Cost of a 400,000-Job Shortfall in Québec / Marcel Boyer
- 96c-1 Peut-on créer des emplois en réglementant le temps de travail? / Robert Lacroix
- 95c-2 Anomalies de marché et sélection des titres au Canada / Richard Guay, Jean-François L'Her et Jean-Marc Suret
- 95c-1 La réglementation incitative / Marcel Boyer
- 94c-3 L'importance relative des gouvernements : causes, conséquences et organisations alternative / Claude Montmarquette
- 94c-2 Commercial Bankruptcy and Financial Reorganization in Canada / Jocelyn Martel
- 94c-1 Faire ou faire faire : La perspective de l'économie des organisations / Michel Patry

Série Scientifique / *Scientific Series* (ISSN 1198-8177)

- 2000s-44 Étude du modèle d'évaluation par arbitrage sur le marché des actions suisses / Thierry Vessereau
- 2000s-43 Habit Formation with Recursive Preferences / Aylin Seckin
- 2000s-42 Habit Formation: A Kind of Prudence? / Aylin Seckin
- 2000s-41 Consumption with Liquidity Constraints and Habit Formation / Aylin Seckin
- 2000s-40 Consumption-Leisure Choice with Habit Formation / Aylin Seckin
- 2000s-39 Consumption with Habit Formation / Aylin Seckin
- 2000s-38 Consumption with Durability / Aylin Seckin
- 2000s-37 Le financement des biens publics par des contributions volontaires: Une évaluation à l'aide de l'économie expérimentale / Claudia Keser
- 2000s-36 Conventions and Local Interaction Structures: Experimental Evidence / Siegfried K. Berninghaus, Karl-Martin Ehrhart et Claudia Keser
- 2000s-35 Strategically Planned Behavior in Public Good Experiments / Claudia Keser
- 2000s-34 Why Do Experimental Subjects Choose an Equilibrium which Is Neither Payoff Nor Risk Dominant? / Claudia Keser et Bodo Vogt
- 2000s-33 The Measurement and Antecedents of Turnover Intentions among IT Professionals / Guy Paré et Michel Tremblay
- 2000s-32 Can the Theory of Incentives Explain Decentralization? / Michel Poitevin
- 2000s-31 IT Outsourcing Risk Management at British Petroleum / Benoit A. Aubert, Michel Patry, Suzanne Rivard et Heather Smith
- 2000s-30 A Resource-Based Analysis of IT Outsourcing / Vital Roy et Benoit Aubert

* Vous pouvez consulter la liste complète des publications du CIRANO et les publications elles-mêmes sur notre site Internet à l'adresse suivante :