
NOTES D'ÉTUDES

ET DE RECHERCHE

UNE MESURE DE LA PERSISTANCE
DANS LES INDICES BOURSIERS

Sanvi Avouyi-Dovi, Dominique Guégan et Sophie Ladoucette

Décembre 2002

NER # 94



DIRECTION GÉNÉRALE DES ÉTUDES ET DES RELATIONS
INTERNATIONALES
DIRECTION DES ÉTUDES ÉCONOMIQUES ET DE LA RECHERCHE

**UNE MESURE DE LA PERSISTANCE
DANS LES INDICES BOURSIERS**

Sanvi Avouyi-Dovi, Dominique Guégan et Sophie Ladoucette

Décembre 2002

NER # 94

Les Notes d'Études et de Recherche reflètent les idées personnelles de leurs auteurs et n'expriment pas nécessairement la position de la Banque de France. Ce document est disponible sur le site internet de la Banque de France « www.banque-France.fr ».

The Working Paper Series reflect the opinions of the authors and do not necessarily express the views of the Banque de France. This document is available on the Banque de France Website "www.banque-France.fr".

Une mesure de la persistance dans les indices boursiers

Avouyi-Dovi S.^a Guégan D.^b Ladoucette S.^c

^a Banque de France, Centre de Recherche, 41-1391, 31, rue Croix des Petits Champs, 75049 Paris Cedex 01, France. E-mail : sanvi.avouyi-dovi@banque-france.fr

^b Banque de France, Centre de Recherche et Ecole Normale Supérieure de Cachan, GRID, UMR, CNRS 8534, 61, avenue du Président Wilson, 94235 Cachan Cedex, France. E-mail : guegan@grid.ens-cachan.fr

^c Banque de France, Centre de Recherche et Ecole Normale Supérieure de Cachan, GRID, UMR, CNRS 8534, 61, avenue du Président Wilson, 94235 Cachan Cedex, France.

Résumé :

Ce papier est consacré à l'étude du comportement de longue mémoire de transformations des rendements des prix d'actifs financiers des places européennes et américaine. La persistance de ces séries est ainsi prise en compte. De plus, l'influence du découpage temporel et l'impact des phénomènes d'agrégation temporelle et "macroéconomique" sur le comportement de longue mémoire sont également analysés. D'une manière générale, ce sont les valeurs absolues des rendements des prix d'actifs qui fournissent les résultats les plus significatifs en termes de présence de longue mémoire sur les marchés actions.

Mots-Clés : Longue mémoire, persistance, marchés boursiers.

Abstract :

We identify and examine the presence of the long memory in equity returns and more generally in specific transformations of these returns, on both the US and European stock markets. Taking into account the persistence phenomenon, we analyze the effect of the splitting of the sample period on the one hand, and the impact of the aggregation on the other hand, on the long memory process. Our main results show the strongest evidence of long memory presence in the absolute value of the returns.

Keywords : Long memory, persistence, stock markets.

Classification JEL : C14 - C22 - G15

1 Introduction

Les prix des actifs financiers, notamment les cours boursiers, sont réputés difficiles à prévoir. Les difficultés proviennent à la fois des modèles sous-jacents parfois compliqués et de la disponibilité des données. Que ce soit pour les données ou les modèles, on est souvent conduit à imposer des hypothèses fortement simplificatrices pour estimer les modèles et tester leur performance, notamment, en matière de prévision. Le constat de Malkiel (1998) : "*I don't think it's possible for even the Almighty to know whether a market is over or under valued*", illustre assez bien les difficultés liées à une évaluation des indices de référence sur les marchés actions.

Ce constat provient du fait que la détermination du niveau de référence d'un cours boursier - effectuée sur la base de l'évolution des fondamentaux - est loin d'être évidente. Pourtant, on peut citer au moins trois approches théoriques (le modèle des valeurs actualisées des dividendes de Gordon-Shapiro, l'approche par les revenus résiduels de Bell, Edwards et Ohlson (1965) et l'approche par le *Price Earnings Ratio*, PER, une variante du modèle de Gordon), censées conduire à la définition de la valeur intrinsèque (ou de référence) d'une action. Dans la pratique, aucune de ces approches n'est réellement satisfaisante : l'ajustement de ces modèles aux observations est souvent de piètre qualité (c'est dans ce sens qu'il faut interpréter les difficultés d'évaluation des valeurs intrinsèques des actions) ; en termes de prévision, les performances de ces modèles sont plutôt moyennes.

Sur la base de cet échec relatif, toutefois assez général dans l'analyse des prix des actifs financiers (on retrouve un problème identique pour les taux de change par exemple), plusieurs solutions ont été proposées :

- pour certains, les faibles performances des modèles traditionnels sont imputables au changement structurel de l'environnement des marchés boursiers. Ces modifications affectent les facteurs tels que le taux de participation des agents au marché, l'aversion pour le risque, les préférences des investisseurs, etc. En tenant compte de ces changements, Heaton et Lucas (1999) par exemple, affirment que l'on peut expliquer plus de la moitié de la forte chute du *dividend yield* (dividendes/cours) qui a atteint un niveau historiquement bas en 2000 (1.2 à la fin 2000 contre 7.5 en moyenne sur une longue période). Notons cependant qu'il n'y a pas eu une véritable démonstration de la réalité de ces changements ;
- pour d'autres, comme Siegel (1998), la tendance actuelle des marchés des actions serait due aux nouvelles technologies qui auraient contri-

buées à réduire de manière drastique les coûts des transactions financières. De ce fait, les valeurs de référence du *dividend yield* seraient devenues plus faibles (à l'opposé des valeurs de référence du PER qui seraient plus fortes). Hall (2000) et McGrattan et Prescott (2001) défendent également ce point de vue en attribuant un rôle prépondérant à l'effet des investissements incorporels sur l'évolution des prix des actions. Toutefois, ils ne fournissent pas une justification convaincante de cette hypothèse (Campbell et Shiller (2001)) en la soumettant à l'épreuve des données observées. En particulier, ils n'ont pas cherché à montrer si leurs modèles permettaient d'améliorer la qualité d'ajustement aux données. Par ailleurs, en 1997, Prescott a fait remarquer que les variations des investissements physiques et incorporels doivent être globalement équivalents. Tout ceci fragilise, bien évidemment, les précédents résultats ;

- une dernière tendance, plus axée sur les modèles d'équilibre général, s'est également récemment dégagée mais elle est conditionnée par la prise en compte des fondements théoriques qui conduisent souvent à des relations non linéaires et complexes difficiles à estimer. Les relations tirées du programme d'optimisation ne sont, par conséquent, exploitables que sous des conditions simplificatrices drastiques ;
- comme pour les modèles traditionnels, la non observabilité de certains facteurs explicatifs (prime de risques, taux d'escompte de long terme, taux de croissance de long terme des profits et des bénéfices) réduit la portée de ces modèles.

Ainsi, les démarches orientées vers la recherche de modèles à fondement économique sont enrichissantes mais ne permettent pas de régler de manière satisfaisante les problèmes liés à la qualité des ajustements ou ceux provenant de la pertinence des prévisions des cours des actions. Que faire ?

Il convient de rappeler que l'on accorde un rôle de plus en plus important aux prix des actifs financiers dans les prévisions de la production et de l'inflation (Estrella et Mishkin (1998), Goodhart et Hofmann (2000), Stock et Watson (2001)). Ainsi, en dehors de l'intérêt direct que l'on peut porter aux marchés actions, ils pourraient également jouer un rôle non négligeable dans l'orientation ou la conduite de la politique économique en général et plus particulièrement dans celle de la politique monétaire.

Comme pour les taux de change par exemple, parallèlement à la démarche centrée sur la recherche de fondement économique, s'est développée une approche "plus statistique" dans laquelle on essaie surtout d'exploiter les ca-

ractéristiques des processus générateurs de données. On pourrait citer à ce sujet : les modèles ARCH, les modèles à volatilité stochastique, voir Danielsson (1994), Bollerslev *et al.* (1994), les modèles à changement de régimes, Breunig et Pagan (2001), Maheu et McCurdy (2000), les processus à mémoire longue, Wright (1999), Breidt *et al.* (1998), Lobato et Savin (1998), Cheung et Lai (1995), Ding *et al.* (1993), etc.

Notre étude se situe dans la classe des approches statistiques et se justifie au moins pour deux raisons :

- Campbell et Shiller (2001) ont étudié sur une très longue période (1872 - 2000) les ratios d'évaluation des entreprises (*Dividend yield*, PER, etc.) et leur liaison avec un certain nombre de facteurs influençant l'évolution des cours boursiers. Ils concluent globalement à l'acceptation du principe de *mean reversion* qui valide, d'une certaine manière, l'existence de cycles de longueur plus ou moins différente sur les marchés actions ;
- à notre connaissance, peu d'applications des processus à mémoire longue aux marchés actions européens sont disponibles (Cheung et Lai (1995)). En outre, les comparaisons entre le comportement des valeurs traditionnelles et celui des valeurs technologiques, en termes de présence de mémoire longue, n'existent pratiquement pas. Notre objectif consiste à examiner l'apport des processus à mémoire longue à l'analyse des marchés actions, sur la base d'une comparaison intra et inter-zones d'un côté, inter-marchés de l'autre.

Dans un premier temps, nous précisons les caractéristiques générales des séries financières, en prenant parfois appui sur les actions des valeurs traditionnelles et celles des valeurs technologiques (section 2). Nous étudions ensuite le comportement de longue mémoire de ces actions en examinant en détail plusieurs transformations des rendements sur différentes périodes (section 3), puis nous analyserons l'effet de l'agrégation sur l'existence du comportement de longue mémoire (section 4). Enfin, une courte synthèse des résultats est proposée dans la dernière section (section 5).

2 Quelques caractéristiques des séries financières

Il est maintenant admis que les prix d'actifs financiers (taux de change, cours boursiers,) sont des séries qui présentent des comportements de type hétéroscédastique avec très souvent de la persistance. En outre, la plupart du temps, les distributions de loi de ces prix ne sont pas normales. Enfin

l'agrégation temporelle des données, sur laquelle nous reviendrons plus tard, peut induire des comportements spécifiques des variables agrégées. Nous allons donc analyser, d'une manière générale, ces différents phénomènes et voir comment les prendre en compte dans le cadre de l'analyse des comportements sur les marchés actions.

2.1 Comportement de type hétéroscédastique

Pour tenir compte par exemple de l'hypothèse d'hétéroscédasticité, souvent liée à des effets d'agrégations temporelles des séries, une large classe de modèles à temps discret, par exemple, a été proposée dans la littérature, notamment, à partir de l'article de Engle (1982). Par la suite, de nombreux modèles ont été développés pour analyser, entre autres, le comportement des prix des actifs financiers (GARCH, EGARCH, TARCH, A-PARCH, β -ARCH, etc. voir Avouyi-Dovi (1992), Bollerslev (1986), Bollerslev *et al.* (1994) et Guégan (1994) par exemple).

Une des caractéristiques de ces modèles est la prise en compte explicite de l'hypothèse d'hétéroscédasticité dans les séries observées. En revanche, leur fonction d'autocorrélation est semblable à celle d'un bruit blanc ou d'un processus à mémoire courte. Cette deuxième caractéristique est l'une des propriétés fondamentales de ces modèles. En clair, la fonction d'autocorrélation des processus de type ARCH décroît exponentiellement vers zéro. Ceci signifie que les séries $(X_t)_t$, modélisées par de tels processus, ne présentent pas d'interaction forte entre les dates t et $t - h$, pour h grand : les corrélations entre les variables X_t et X_{t-h} sont ainsi supposées très faibles. Ce résultat est en accord avec la notion d'efficacité des marchés. Par conséquent, un comportement de type persistance ou longue mémoire ne peut, en principe, pas être pris en compte par de tels modèles. Néanmoins, les processus de type ARCH présentent des kurtosis plus fortes, même quand le processus $(X_t)_t$ est construit à partir d'un bruit blanc $(\varepsilon_t)_t$ gaussien. La leptokurticité se caractérise par le fait que la loi de distribution du processus décroît plus lentement vers zéro que celle d'une loi gaussienne. Ce comportement, observé sur la loi du processus, traduit l'existence de phénomène d'accumulation sur la série. Si les données observées présentent à la fois de l'hétéroscédasticité et des comportements de forte persistance, les modéliser à partir de processus de type ARCH, *stricto-sensu*, ne permet pas toujours de prendre en compte les faits stylisés évoqués ci-dessus. Des formes plus générales de modèles de type ARCH (les processus IGARCH, voir Engle et Bollerslev (1986) et Nelson (1990 a) et les processus EGARCH, voir Nelson (1990 b)) permettent, en partie, de tenir compte de ces phénomènes.

2.2 Prise en compte du comportement de longue mémoire

Dès le début des années 90 de nouveaux modèles, alliant à la fois la prise en compte des hypothèses d'hétéroscédasticité et de longue mémoire, ont été proposés. Ce type de recherche a été motivé par l'observation "contradictoire" de séries dont la trajectoire présentait des agrégations temporelles et dont la fonction d'autocorrélation décroissait de manière hyperbolique vers zéro. On a alors considéré diverses transformations des données pour mettre en évidence les effets de persistance de manière à pouvoir les modéliser par des processus présentant de la longue mémoire, voir par exemple les travaux de Taylor (1986), Ding *et al.* (1993), Dacorogna *et al.* (1993) ou Granger et Ding (1995). L'existence d'un effet de longue mémoire au sein de données financières est alors de plus en plus évoquée. Nous allons préciser maintenant ce concept et certaines approches permettant de le modéliser.

Par définition, un processus stationnaire $(X_t)_t$ est à mémoire longue si sa fonction d'autocorrélation, notée $\rho_X(\cdot)$, décroît vers zéro de manière hyperbolique, i.e. :

$$\rho_X(h) \sim C_\rho(h).h^{2d-1}, \quad \text{quand } h \rightarrow +\infty,$$

avec $-0.5 < d < 0.5$ et $C_\rho(\cdot)$ une fonction qui varie lentement à l'infini. La longue mémoire peut être définie plus facilement en considérant la densité spectrale du processus $(X_t)_t$, notée $f_X(\cdot)$, qui est la transformée de Fourier de la fonction d'autocovariance, notée $\gamma_X(\cdot)$, soit :

$$f_X(\lambda) = \frac{\gamma_X(0)}{2\pi} \sum_{h=-\infty}^{+\infty} \rho_X(h)e^{-i\lambda h}, \quad -\pi \leq \lambda \leq \pi.$$

Plus généralement, on dit qu'un processus stationnaire $(X_t)_t$ est un processus à mémoire longue s'il existe une fréquence λ_0 à laquelle la densité spectrale est non bornée, soit :

$$f_X(\lambda) \sim C_f(\lambda).(\lambda - \lambda_0)^{-2d}, \quad \lambda \rightarrow \lambda_0,$$

avec $C_f(\cdot)$ une fonction qui varie lentement en λ_0 . Dès lors, la fonction d'autocorrélation n'est pas absolument sommable (i.e. $\sum_h |\rho_X(h)| = +\infty$), voir Beran (1994). Le coefficient d de la relation précédente peut être interprété comme un paramètre de différenciation, c'est pourquoi on parle parfois de différenciation fractionnaire. On s'intéresse en général au cas où d est compris dans l'intervalle $] -0.5, 0.5[$. En effet, si $d < -0.5$, le processus $(X_t)_t$ n'est pas inversible et si $d > 0.5$, le processus $(X_t)_t$ n'est pas stationnaire.

En outre, le comportement du processus, en termes de longue mémoire, n'est pas interprétable de la même manière suivant les valeurs prises par d dans l'intervalle $] - 0.5, 0.5[$. Si $-0.5 < d < 0$, la persistance observée sur la série est moins forte et on parle d'antipersistance. Si $0 < d < 0.5$, alors on parle de persistance forte ou de longue mémoire. Quand $d = 0$, le processus ne présente pas de comportement de longue mémoire.

Au cours des vingt dernières années, des modèles paramétriques, pour lesquels les fonctions d'autocorrélation et les densités spectrales présentent les comportements rappelés précédemment, ont été proposés dans la littérature. Il s'agit des processus FARIMA (Granger et Joyeux (1980), Hosking (1981)), des processus GARMA à k -facteurs (Woodward *et al.* (1998), Ferrara et Guégan (2001)), des modèles construits à partir de distributions à décroissance lente (Taqqu et Teverovsky (1998)) ou des modèles à plusieurs régimes (Hamilton (1989)). Une nouvelle génération de modèles a été développée dans la deuxième moitié des années 90 pour tenir compte à la fois de la longue mémoire et de l'hétéroscédasticité : comme exemples, on peut citer les modèles FIEGARCH (Baillie *et al.* (1996)), $M(q)$ -ARCH (Granger et Ding (1996)) et GIGARCH (Guégan (2000)) ou les modèles à volatilité stochastique à mémoire longue (Breidt *et al.* (1998)). Tous ces modèles utilisent des transformations de type puissance plus générales que celles utilisées dans le modèle ARCH pour mesurer la volatilité des variables étudiées.

Si $(X_t)_t$ représente le processus de prix observé, par définition, celui-ci ne prend que des valeurs positives. C'est ce processus qui est, en général, hétéroscédastique. Sa fonction d'autocorrélation décroît exponentiellement vers zéro. Dans la pratique, on s'intéresse souvent aux rendements qui déterminent le processus $(R_t)_t$, défini à partir de $(X_t)_t$ par l'expression suivante :

$$\forall t \geq 2, \quad R_t = \log X_t - \log X_{t-1} = \log(X_t/X_{t-1}).$$

Le processus $(R_t)_t$ peut, bien évidemment, alors prendre des valeurs négatives. En termes de présence de courte ou longue mémoire, il se comporte, en général, à peu près de la même manière que le processus d'origine $(X_t)_t$. Le passage au "rendement" conduit souvent à un processus stationnaire par la suppression d'une éventuelle tendance linéaire ou exponentielle. $(R_t)_t$ est donc, en général, un processus hétéroscédastique et à mémoire courte si $(X_t)_t$ l'est. Maintenant, si on s'intéresse aux puissances du processus $(R_t)_t$ ou à sa valeur absolue, que constate t'on ?

Les processus $(|R_t|)_t$ et $(R_t^\delta)_t$ avec δ pair, ne prenant que des valeurs positives, leurs autocorrélations sont positives et $\sum_h \rho_R(h) = +\infty$. Les densités

spectrales de ces processus vont donc exploser en au moins une fréquence. Par conséquent, un comportement de type longue mémoire apparaît sur ces transformées du processus $(R_t)_t$. Si le paramètre δ est impair, le processus peut prendre des valeurs négatives. Les autocorrélations peuvent alors se compenser quand on les additionne. Par conséquent, la longue mémoire "forte" n'apparaît plus : on a alors $\sum_h \rho_R(h) < +\infty$. On peut observer un comportement antipersistant ou de mémoire courte. C'est l'étude de la fonction d'autocorrélation qui permettra alors de choisir un modèle ou un autre car la densité spectrale n'explose plus ici.

Quel sens donner à ces transformations d'un point de vue de l'interprétation économique ou financière ? Le logarithme du prix d'un actif financier permet de définir son rendement. La valeur absolue du rendement $|R_t|$ ou son carré R_t^2 permet de construire deux indicateurs considérés comme des représentations "instantanées" de la volatilité à la date t . Pour les transformations R_t^δ , avec $\delta = 3$ ou $\delta = 4$, on peut se référer à des concepts de symétrie dans le premier cas et à ceux de leptokurtosis dans l'autre. Quant aux transformations faisant intervenir une puissance fractale du log (soit $\log |R_t|^\delta$ pour $R_t \neq 0$), elles peuvent renforcer le phénomène de longue mémoire tout en restant difficile à interpréter (en termes économiques). Cependant, elles permettent de détecter l'existence de cycles longs alors que ceux-ci n'apparaissent pas sur les séries brutes, de proposer des prévisions à long terme et d'avoir une approche plus différenciée dans la comparaison des diverses séries. A priori, une transformation de type logarithme ou puissance amène à la longue mémoire. En effet, les séries $(|R_t|)_t$ ou $(R_t^2)_t$ sont des séries positives issues de la même série d'origine $(R_t)_t$: seule l'échelle change mais le fait que la densité spectrale ne soit pas bornée en une ou plusieurs fréquences, n'est pas affecté. Ainsi, en termes de comportement d'autocorrélation, si un processus $(Y_t)_t$ est tel que :

$$\text{corr}(Y_t, Y_{t-h}) \sim h^{2d-1} \text{ quand } h \rightarrow +\infty$$

avec $0 < d < 0.5$, alors :

$$\text{corr}(Y_t^\delta, Y_{t-h}^\delta) \sim h^{2d-1} \text{ quand } h \rightarrow +\infty$$

avec $0 < d < 0.5$ si δ est pair et avec $-0.5 < d < 0$ si δ est impair.

Les processus à mémoire longue sont maintenant relativement connus et utilisés en finance et, plus généralement, en économie. Le nombre de leurs applications à l'analyse de variables financières et réelles a augmenté sensiblement au cours des années 90. On peut citer par exemple Cheung (1993)

et Cheung et Lai (1995) ou Ferrara et Guégan (2000) pour des applications aux taux de change, Franses et Ooms (1997) et Hassler et Wolters (1995) ou Guégan (2001) pour des tests sur l'inflation, Chambers (1998) pour une application sur des données macroéconomiques, trimestrielles et annuelles du Royaume-Uni.

2.3 Que se passe-t-il quand on agrège des données ?

Granger (1980) fut l'un des premiers à signaler que lorsque l'on agrège des données d'une certaine façon (il avait proposé une loi Beta sur les paramètres du modèle), le processus ainsi construit a un comportement de type longue mémoire. Cette approche a été récemment reprise, d'une part, par Lippi et Zaffaroni (1999) qui ont remplacé la distribution Beta par des hypothèses plus faibles, et d'autre part, par Chambers (1998). Ce dernier a effectué à la fois une agrégation temporelle (un passage de fréquence trimestrielle à une fréquence annuelle) et une agrégation fondée sur des identités comptables que nous désignerons par la suite par agrégation macroéconomique. On va distinguer ici deux types d'agrégation : l'agrégation temporelle et l'agrégation macroéconomique. Ceux-ci posent de nombreuses questions quant à la modélisation des séries : quel est le "bon agrégat" et/ou le bon échantillonnage et à quoi sert-il ?

L'agrégation temporelle a été largement étudiée pour les modèles de type hétéroscédastique. Selon les travaux s'y référant, dès que l'on cherche à discrétiser ou à agréger des observations, les modèles de départ ne conservent pas exactement leurs propriétés d'origine, sauf en imposant des hypothèses assez drastiques (pour les modèles $ARCH(1)$, voir Nelson (1990 c), Drost et Nijman (1993) et Guégan (1996); pour les modèles GARCH, voir Duan (1997) et Kaalsen et Taqqu (1998)).

Un autre point de vue fut abordé par Chauveau *et al.* (1999). Ces auteurs ont montré que l'utilisation du pas d'échantillonnage en temps calendaire ou en temps volume conduit à des estimations de modèles complètement différentes. Ainsi, un processus présentant de l'hétéroscédasticité par exemple, peut voir ses propriétés modifiées par les méthodes d'échantillonnage et d'agrégation choisies. Le Fol et Mercier (1998), en proposant d'autres choix de pas de temps pour des séries de haute fréquence, arrivent à la même conclusion que Chauveau *et al.* (1999).

Toutefois, le problème d'échantillonnage et d'agrégation de données reste peu étudié en présence de longue mémoire sur des données observées. Bollers-

lev et Wright (2000) et Bollerslev *et al.* (2000) d'un côté, Chambers (1998) de l'autre, l'ont cependant fait de manière empirique respectivement pour des taux de change et les bons du Trésor aux Etats-Unis, et des agrégats macroéconomiques au Royaume-Uni. Ils ont montré que l'agrégation des données et le changement de pas d'échantillonnage n'altèrent pas le comportement de type longue mémoire quand celui-ci existe, mais que les caractéristiques de longue mémoire (la valeur estimée du paramètre de longue mémoire par exemple) peuvent être significativement affectées. C'est ce type de résultats que nous cherchons à mettre en évidence dans ce papier.

3 Mémoire longue et prix d'actifs financiers

3.1 Données utilisées et méthode d'estimation

Nous étudions les rendements des indices globaux américains et européens (Cac40, Dax30, Euro50, Nasdaq100 (noté Nasdaq) et Sp500), ainsi que ceux des indices synthétiques des valeurs technologiques américaines, allemandes et françaises et de trois composantes de l'indice des valeurs technologiques américaines (*Internet* et Télécoms *Wireless* et *Fixed*, notées respectivement Tel.sf. et Tel.fx.). Les données sont issues de la base de données *DataStream*. Celles relatives au Sp500 et au Cac40 sont réparties sur une période longue allant du 9 juillet 1987 au 29 décembre 2000, soit 3495 observations. Le Dax30 est analysé sur une période allant du 1er janvier 1990 au 29 décembre 2000, soit 2870 observations, alors que l'indice européen l'est sur l'intervalle allant du 1er janvier 1992 au 29 décembre 2000, soit 2351 points. Pour le Nasdaq et les indices de valeurs technologiques, c'est la période allant du 19 mars 1992 au 29 décembre 2000 (soit 2294 observations) qui est retenue comme intervalle d'étude. Le critère de sélection des périodes respecte en premier lieu les dates de disponibilité ou d'homogénéité des informations. Les tableaux de statistiques descriptives des transformées des cours des différentes actions sont fournis en annexe (voir Annexe B tableaux B 1 à B 3).

Nous allons examiner le comportement de type longue mémoire de certaines transformations du rendement $(R_t)_t$. Nous donnons la fonction d'autocorrélation et la densité spectrale par l'intermédiaire du périodogramme. Les autres graphes peuvent être consultés dans Avouyi-Dovi *et al.* (2001).

Quand un comportement de type longue mémoire est détecté lors de l'analyse descriptive, nous utilisons, pour estimer le paramètre de longue mémoire, la méthode de Whittle (1951), développée en particulier par Fox et Taqqu

(1986), Dahlhaus (1989) et Giraitis et Surgalis (1990). Rappelons qu'il existe d'autres méthodes pour estimer le paramètre de longue mémoire dont la méthode du log-périodogramme de Geweke-Porter-Hudak (1983) ou sa version améliorée par Robinson (1995). Ces dernières sont toutefois biaisées.

La méthode de Whittle (1951) retenue ici repose sur une approximation de la matrice de variance-covariance du processus. Pour obtenir l'estimateur du paramètre de longue mémoire d , on minimise la fonction de vraisemblance de Whittle. Cet estimateur, noté \hat{d}_W , est non biaisé et sa distribution asymptotique est normale, si le processus sous-jacent possède un moment d'ordre quatre fini (Giraitis et Surgalis (1990)). Des simulations ont été menées dans Avouyi-Dovi *et al.* (2001) pour étudier la stabilité des estimateurs quand la distribution du processus observé n'est pas gaussienne, ce qui correspond à la réalité décrite dans ce papier. En effet l'étude préliminaire faite sur les comportements en loi des séries que nous étudions nous amène à rejeter l'hypothèse de normalité des distributions. On constate que le processus sous-jacent à chaque série d'indice boursier n'est pas stationnaire.

En outre, les lois de ces processus n'étant ni gaussiennes ni facilement identifiables, nous précisons comment nous avons approché la loi de $(R_t)_t$ et de ses différentes transformations. Pour ce faire, nous étudions d'abord la loi de probabilité de la variable aléatoire Y_t définie par $Y_t = X_t/X_{t-1}$. Nous l'ajustons par une loi de Laplace $\mathcal{L}(a, b)$ dont la densité de probabilité est donnée par :

$$f(y) = \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|y-a|}{b}\right), \quad (1)$$

où $a \in \mathbb{R}$, $b \in \mathbb{R}^+$ et $y \in \mathbb{R}$.

A partir de cette distribution, nous calculons les densités correspondant aux différentes transformations de Y_t . Ainsi, la loi du rendement $R_t = \log Y_t$ est donnée par l'expression suivante :

$$f_{R_t}(y) = \frac{\exp(y)}{2b} \exp\left(-\frac{|\exp(y)-a|}{b}\right), \quad y \in \mathbb{R}. \quad (2)$$

De même, la loi de $|R_t|^\delta$ ($\delta = 1, 2, 2.5$) est donnée par :

$$f_{|R_t|^\delta}(y) = \frac{1}{\delta} y^{\frac{1}{\delta}-1} (f_{R_t}(y^{\frac{1}{\delta}}) + f_{R_t}(-y^{\frac{1}{\delta}})), \quad y \in \mathbb{R}^+. \quad (3)$$

Nous allons maintenant étudier l'existence du comportement de longue mémoire pour le rendement R_t et des puissances de sa valeur absolue $|R_t|^\delta$,

$\delta = 1, 2, 2.5$ (voir Avouyi-Dovi *et al.* (2001) pour une étude plus complète des transformations du rendement).

3.2 Les actions des valeurs traditionnelles

Dans cette partie, nous analysons d'abord les actions des valeurs traditionnelles observées sur une longue période. Pour chaque rendement des indices, nous avons considéré la trajectoire, l'histogramme, la fonction d'autocorrélation et la densité spectrale : d'une part, nous avons détecté la présence de phases de fortes volatilités, d'autre part, les fonctions d'autocorrélation décroissent exponentiellement vers zéro et les périodogrammes ne présentent pas d'explosion. Nous avons donc conclu que les rendements ne présentaient pas de comportement de mémoire longue. C'est pourquoi nous nous sommes intéressés aux transformées des rendements ($|R_t|^\delta$ avec $\delta = 1, 2$ et 2.5).

Dans tous les tableaux proposés, les valeurs entre parenthèses représentent l'écart-type du paramètre de longue mémoire d calculé à l'aide d'une procédure de type bootstrap permettant, entre autres, de tenir compte de la distribution des résidus des différentes équations (les valeurs des min et des max calculées lors de cette procédure sont également présentées dans les tableaux). Enfin, σ_ε et \hat{L}_W^* représentent respectivement l'écart-type de l'erreur d'ajustement et la valeur de la vraisemblance de Whittle.

D'une manière générale, une étude préliminaire montre que les puissances positives de la valeur absolue des rendements ($|R_t|^\delta, \delta \in \mathbb{R}^+$) sont engendrées par des processus à mémoire longue de type FARIMA. A titre d'exemple, nous proposons les fonctions d'autocorrélation empiriques et les densités spectrales de la valeur absolue des rendements des indices considérés ici (voir Annexe A graphiques 1 à 5). De plus, les lois des processus générateurs de $|R_t|^\delta$ ($\delta = 1, 2, 2.5$) sont données par l'expression (3).

Pour la valeur absolue des rendements, les valeurs estimées de d sont présentées dans le tableau 1 pour les indices américains et européens, et dans le tableau 2 pour les valeurs spécifiques de la bourse américaine. D'une manière générale, les coefficients \hat{d}_W sont significativement différents de 0 et strictement positifs. Les valeurs absolues des rendements présentent donc toutes un comportement de mémoire longue persistante. Globalement, cette transformée des rendements européens (hormis le Cac40) affiche un comportement de longue mémoire plus fort que celui de l'indice général américain, le Sp500, leur paramètre de longue mémoire étant plus grand.

	Sp500	Cac40	Dax30	Euro50
\hat{d}_W	0.149	0.126	0.178	0.182
Ec.type	(0.017)	(0.012)	(0.015)	(0.010)
min	0.120	0.111	0.162	0.170
max	0.172	0.140	0.213	0.209
$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$1.3 \cdot 10^{-3}$	$1.6 \cdot 10^{-3}$	$1.7 \cdot 10^{-3}$	$1.5 \cdot 10^{-3}$
\hat{L}_W^*	-14.13	-13.71	-13.59	-13.84

Tableau 1 : Estimation de d pour $|R_t|$ (période d'estimation : 01/01/1990 - 29/12/2000, et 01/01/1992 - 29/12/2000 pour l'Euro50)

Sur le marché américain et sur une période raccourcie, en tenant compte des périodes de disponibilité des données, on note la présence d'un effet de mémoire longue persistante. En revanche, le Sp500 se distingue du Nasdaq et des trois valeurs technologiques américaines en affichant un coefficient de mémoire longue parfois significativement différent de ceux des autres indices. Ainsi, le coefficient \hat{d}_W du Sp500 est plus faible que les coefficients estimés du Nasdaq et des télécommunications "sans fil", mais il est supérieur au \hat{d}_W d'Internet et est sensiblement égal à celui du secteur du "fixe" (0.162 contre 0.154). De plus, ni le Nasdaq, ni les trois valeurs technologiques présentées ici ne semblent avoir une nette ascendance sur l'indice global.

	Sp500	Nasdaq	Internet	Tel.sf.	Tel.fx.
\hat{d}_W	0.162	0.190	0.142	0.186	0.154
Ec.type	(0.011)	(0.019)	(0.015)	(0.018)	(0.016)
min	0.149	0.170	0.126	0.165	0.140
max	0.185	0.212	0.167	0.213	0.177
$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$1.3 \cdot 10^{-2}$	$2.5 \cdot 10^{-3}$	$5.0 \cdot 10^{-3}$	$2.6 \cdot 10^{-3}$	$1.7 \cdot 10^{-3}$
\hat{L}_W^*	-9.52	-12.82	-11.43	-12.74	-13.59

Tableau 2 : Estimation de d pour $|R_t|$ sur le marché américain (période d'estimation : 01/01/1992 - 29/12/2000)

Ce résultat n'est cependant paradoxal qu'en apparence, car on sait (voir Chambers (1998)) que si un indice agrégé affiche de la longue mémoire alors au moins une de ses composantes présente le même comportement. Comme sur le marché européen, l'estimateur \hat{d}_W montre que toutes les valeurs absolues des rendements relatifs aux marchés américains sont stationnaires ($\hat{d}_W < 0.5$).

Considérons maintenant les transformées $|R_t|^\delta$ des rendements pour une puissance entière ($\delta = 2$) et une puissance fractale ($\delta = 2.5$).

Pour $\delta = 2$, la présence de phénomène de longue mémoire est confirmée par les valeurs estimées du paramètre d tant pour les indices globaux que pour ceux des valeurs sectorielles (voir tableaux 3 et 4). En effet, les coefficients estimés des indices globaux des trois principales places sont relativement proches et significativement différents de 0. Les carrés des différents rendements affichent un comportement de mémoire longue persistante. Ceci peut être interprété comme le fait que les cycles observés sur ces différentes places ont des caractéristiques similaires. En outre, on a la confirmation de la similarité des comportements du Dax30 et de l'Euro50.

	Sp500	Cac40	Dax30	Euro50
\hat{d}_W	0.170	0.154	0.162	0.182
Ec.type	(0.018)	(0.011)	(0.014)	(0.016)
min max	0.140 0.191	0.142 0.181	0.145 0.180	0.158 0.199
$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$4.3 \cdot 10^{-5}$	$6.2 \cdot 10^{-5}$	$7.8 \cdot 10^{-5}$	$5.2 \cdot 10^{-5}$
\hat{L}_W^*	-20.95	-20.21	-19.76	-20.57

Tableau 3 : Estimation de d pour R_t^2 (période d'estimation : 01/01/1990 - 29/12/2000, et 01/01/1992 - 29/12/2000 pour l'Euro50)

Par ailleurs, les cent plus performantes valeurs américaines (Nasdaq) affichent un effet de mémoire longue légèrement différent de celui du Sp500, le phénomène de persistance apparaissant en effet plus marqué sur le Nasdaq. Les comportements des deux sous-secteurs des télécommunications sont assez distincts : le coefficient de longue mémoire du sous-secteur du "sans fil" est relativement proche de celui du Sp500 et est nettement inférieur à celui du Nasdaq ; le sous-secteur du "fixe" est également affecté par de la mémoire longue persistante mais le \hat{d}_W correspondant est nettement inférieur à celui du "sans fil". Enfin, l'indice Internet affiche un effet de mémoire longue mais son coefficient est le plus faible de ceux estimés sur le marché américain.

	Sp500	Nasdaq	Internet	Tel.sf.	Tel.fx.
\hat{d}_W	0.182	0.206	0.114	0.170	0.138
Ec.type	(0.015)	(0.018)	(0.015)	(0.017)	(0.016)
min	0.163	0.186	0.094	0.151	0.118
max	0.200	0.231	0.134	0.193	0.160
$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$4.5 \cdot 10^{-5}$	$1.4 \cdot 10^{-4}$	$5.5 \cdot 10^{-4}$	$1.6 \cdot 10^{-4}$	$6.7 \cdot 10^{-5}$
\hat{L}_W^*	-20.86	-18.59	-15.85	-18.32	-20.06

Tableau 4 : Estimation de d pour R_t^2 sur le marché américain (période d'estimation : 01/01/1992 - 29/12/2000)

Les résultats correspondant à $\delta = 2.5$ peuvent être rapprochés de ceux portant sur la valeur absolue du rendement. Les valeurs de \hat{d}_W (voir tableaux 5 et 6) sont très significativement différentes de zéro pour les indices généraux. Par ailleurs, les coefficients estimés sont globalement proches de ceux obtenus pour $\delta = 1$ (ce résultat est vrai dans une moindre mesure pour le Dax30).

	Sp500	Cac40	Dax30	Euro50
\hat{d}_W	0.165	0.145	0.138	0.174
Ec.type	(0.010)	(0.008)	(0.009)	(0.011)
min	0.146	0.126	0.121	0.161
max	0.181	0.154	0.157	0.193
$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$9.6 \cdot 10^{-6}$	$1.3 \cdot 10^{-5}$	$2.0 \cdot 10^{-5}$	$1.2 \cdot 10^{-5}$
\hat{L}_W^*	-23.95	-23.34	-22.48	-23.49

Tableau 5 : Estimation de d pour $|R_t|^{2.5}$ (période d'estimation : 01/01/1990 - 29/12/2000, et 01/01/1992 - 29/12/2000 pour l'Euro50)

On aboutit aux mêmes conclusions sur le marché américain pour la plupart des indices : présence de longue mémoire fortement persistante pour le Sp500, le Nasdaq et les Télécoms. En revanche, même si la valeur absolue à la puissance 2.5 du rendement des valeurs Internet a un coefficient de longue mémoire significatif et positif, il est largement inférieur à celui obtenu pour la valeur absolue de ce rendement. C'est sans doute une conséquence de la très forte variation de ce type de valeurs au cours des années récentes.

	Sp500	Nasdaq	Internet	Tel.sf.	Tel.fx.
\hat{d}_W	0.170	0.202	0.090	0.150	0.122
Ec.type	(0.015)	(0.017)	(0.018)	(0.016)	(0.015)
min	0.145	0.182	0.062	0.117	0.102
max	0.190	0.223	0.110	0.169	0.140
$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$1.1 \cdot 10^{-5}$	$3.8 \cdot 10^{-5}$	$2.1 \cdot 10^{-4}$	$4.5 \cdot 10^{-5}$	$1.5 \cdot 10^{-5}$
\hat{L}_W^*	-23.67	-21.19	-17.77	-20.85	-23.05

Tableau 6 : Estimation de d pour $|R_t|^{2.5}$ sur le marché américain (période d'estimation : 01/01/1992 - 29/12/2000)

Globalement, lorsque les séries ne sont pas affectées par des variations de trop forte ampleur, une transformation de la valeur absolue des rendements de type $|R_t|^\delta$ (avec $\delta > 0$) n'a que peu d'effet sur le comportement de longue mémoire de la variable transformée.

3.3 Les valeurs technologiques en Allemagne, aux Etats-Unis et en France

Les valeurs technologiques ont pris de l'importance au cours des dernières années. Par ailleurs, des études empiriques, fondées sur une analyse de corrélation (Avouyi-Dovi et Jacquinot (2001)), ont montré une concordance dans l'évolution de ce type de valeurs. Il est donc intéressant d'étudier les indices de ces valeurs en axant l'analyse sur la détection de mémoire longue pour les transformations $|R_t|^\delta$ avec $\delta = 1, 2$ et 2.5 (voir Annexe A graphiques 6 à 8 pour $|R_t|$). La loi du processus sous-jacent à chacune de ces transformées du rendement des séries des valeurs technologiques allemandes, américaines et françaises est décrite par l'expression (3). L'estimation du paramètre de longue mémoire est présentée dans le tableau 7 et analysée ici pour les transformations considérées.

Marchés		$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
Allemand	\hat{d}_W	0.202	0.166	0.138
	Ec.type	(0.012)	(0.017)	(0.009)
	min	0.187	0.143	0.125
	max	0.218	0.186	0.151
	σ_ϵ	$2.3 \cdot 10^{-3}$	$1.4 \cdot 10^{-4}$	$3.9 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.99	-18.59	-21.14
Américain	\hat{d}_W	0.198	0.190	0.174
	Ec.type	(0.018)	(0.014)	(0.015)
	min	0.178	0.173	0.154
	max	0.219	0.208	0.194
	σ_ϵ	$1.8 \cdot 10^{-3}$	$9.7 \cdot 10^{-5}$	$2.5 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.48	-19.32	-22.03
Français	\hat{d}_W	0.206	0.162	0.130
	Ec.type	(0.015)	(0.015)	(0.011)
	min	0.185	0.143	0.112
	max	0.232	0.180	0.151
	σ_ϵ	$2.2 \cdot 10^{-3}$	$1.5 \cdot 10^{-4}$	$4.4 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.08	-18.45	-20.90

Tableau 7 : Estimation de d pour les valeurs technologiques (période d'estimation 19/03/1992 - 29/12/2000 en données quotidiennes)

On note que :

- quels que soient les marchés, les transformations $|R_t|$, R_t^2 , $|R_t|^{2.5}$ ne perturbent pas le comportement de type longue mémoire persistante des valeurs technologiques ;

- les marchés de ces valeurs ont tous le même comportement et paraissent s'inscrire dans les mêmes cycles. En effet, pour une transformation donnée, les différences entre les valeurs estimées des paramètres de longue mémoire sont mineures.

Les marchés des valeurs technologiques semblent très fortement "dépendants" au sens où leurs comportements en termes de mémoire longue sont similaires. Ce résultat peut se justifier facilement si l'on admet que les Etats-Unis ont une position dominante sur ces marchés et y définissent, d'une certaine manière, le cycle commun suivi par l'ensemble des places.

3.4 Influence des sous-périodes sur le comportement de longue mémoire

Nous allons compléter les résultats précédents par une étude de l'impact d'un découpage de l'échantillon (importance du choix des périodes) sur l'estimation du paramètre d dans le but de vérifier s'il existe un biais lié à la taille de l'échantillon et à la période considérée. Pour cela, nous allons étudier le comportement de longue mémoire du Cac40 et du Sp500 sur cinq sous-périodes (du 9 juillet 1987 au 31 décembre 1989, du 1er janvier 1990 au 31 décembre 1994, du 1er janvier 1995 au 29 décembre 2000, du 1er janvier 1990 au 29 décembre 2000 et du 9 juillet 1987 au 29 décembre 2000). D'une manière générale, les résultats semblent dépendre à la fois des sous-périodes et des transformations (voir tableaux 8 et 9).

La première sous-période (du 9 juillet 1987 au 31 décembre 1989), marquée par le krach d'octobre 1987, se caractérise par des résultats très contrastés sur le marché américain (voir tableau 8). En effet, la valeur absolue du rendement et son carré présentent des effets de longue mémoire fortement persistante avec des valeurs de \hat{d}_W supérieures 0.12. Les coefficients de longue mémoire de la variable $|R_t|^{2.5}$ sont significativement différent de 0, mais plus faible que celle des autres transformées. En revanche, pour la place de Paris (voir tableau 9), les transformées du rendement se caractérisent par un comportement de longue mémoire persistante (avec des \hat{d}_W allant de 0.16 à 0.20).

Pour les sous-périodes correspondant, globalement, à la longue phase de hausse des cours boursiers (du 1er janvier 1990 au 31 décembre 1994; du 1er janvier 1995 au 29 décembre 2000; du 1er janvier 1990 au 29 décembre 2000), les transformées $|R_t|$, R_t^2 et $|R_t|^{2.5}$ des rendements du Cac40 et du Sp500, présente des effets persistants de longue mémoire avec des coefficients

estimés, globalement, non significativement différents et dépassant le seuil de 0.1. Les estimations réalisées sur la période 1987 - 2000 confirment dans leurs grandes lignes les résultats obtenus pour les différentes transformées du rendement du Cac40 et du Sp500 sur les différentes sous-périodes étudiées.

Périodes		$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
09/07/87 - 31/12/89	\hat{d}_W	0.242	0.118	0.062
	Ec.type	(0.030)	(0.025)	(0.026)
	min	0.205	0.090	0.030
	max	0.284	0.166	0.094
	σ_ε	$2.3 \cdot 10^{-3}$	$4.1 \cdot 10^{-4}$	$1.9 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.99	-16.44	-22.58
01/01/90 - 31/12/94	\hat{d}_W	0.118	0.122	0.110
	Ec.type	(0.018)	(0.022)	(0.017)
	min	0.095	0.094	0.090
	max	0.142	0.146	0.132
	σ_ε	$1.0 \cdot 10^{-3}$	$2.2 \cdot 10^{-5}$	$3.7 \cdot 10^{-6}$
	\hat{L}_W^*	-14.65	-22.29	-25.85
01/01/95 - 29/12/00	\hat{d}_W	0.154	0.174	0.166
	Ec.type	(0.020)	(0.018)	(0.018)
	min	0.130	0.152	0.141
	max	0.178	0.195	0.190
	σ_ε	$1.4 \cdot 10^{-3}$	$5.5 \cdot 10^{-5}$	$1.2 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.98	-20.45	-23.50
01/01/90 - 29/12/00	\hat{d}_W	0.149	0.170	0.165
	Ec.type	(0.017)	(0.018)	(0.010)
	min	0.120	0.140	0.146
	max	0.172	0.191	0.181
	σ_ε	$1.3 \cdot 10^{-3}$	$4.3 \cdot 10^{-5}$	$9.6 \cdot 10^{-6}$
	\hat{L}_W^*	-14.13	-20.95	-23.95
09/07/87 - 29/12/00	\hat{d}_W	0.186	0.122	0.070
	Ec.type	(0.012)	(0.016)	(0.010)
	min	0.170	0.102	0.053
	max	0.200	0.134	0.087
	σ_ε	$1.5 \cdot 10^{-3}$	$1.8 \cdot 10^{-4}$	$8.5 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.84	-18.08	-19.58

Tableau 8 : Estimation de d pour le Sp500 par sous-périodes

On note cependant que :

- les valeurs estimées de d sont globalement plus faibles sur la période la plus longue contenant la date du Krach d'octobre 1987 (pour $|R_t|$ pour le Cac40 par exemple, \hat{d}_W vaut 0.202 entre juillet 1987 et décembre

1989 contre 0.150 entre juillet 1987 et décembre 2000). On peut naturellement penser que le poids du Krach est moindre dans la période longue ce qui tend à ramener le rendement vers un "comportement plus normal" ;

- en revanche, les coefficients d estimés sur des sous-périodes sans chocs majeurs sont plus faibles que ceux correspondant à la sous-période 1987 - 2000 (notamment pour $|R_t|$, R_t^2 et $|R_t|^{2.5}$) pour le Cac40 et, dans une moindre mesure, pour le Sp500.

Périodes		$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
09/07/87 - 31/12/89	\hat{d}_W	0.202	0.182	0.166
	Ec.type	(0.030)	(0.026)	(0.023)
	min	0.165	0.146	0.125
	max	0.251	0.225	0.194
	σ_ε	$2.0 \cdot 10^{-3}$	$1.4 \cdot 10^{-4}$	$4.2 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.27	-18.59	-20.99
01/01/90 - 31/12/94	\hat{d}_W	0.118	0.134	0.106
	Ec.type	(0.019)	(0.022)	(0.017)
	min	0.086	0.110	0.077
	max	0.149	0.168	0.141
	σ_ε	$1.5 \cdot 10^{-3}$	$5.9 \cdot 10^{-5}$	$1.3 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.84	-20.31	-23.34
01/01/95 - 29/12/00	\hat{d}_W	0.126	0.166	0.178
	Ec.type	(0.018)	(0.016)	(0.017)
	min	0.101	0.145	0.153
	max	0.160	0.190	0.204
	σ_ε	$1.6 \cdot 10^{-3}$	$5.9 \cdot 10^{-5}$	$1.2 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.71	-20.31	-23.50
01/01/90 - 29/12/00	\hat{d}_W	0.126	0.154	0.145
	Ec.type	(0.012)	(0.011)	(0.008)
	min	0.111	0.142	0.126
	max	0.140	0.181	0.154
	σ_ε	$1.6 \cdot 10^{-3}$	$6.2 \cdot 10^{-5}$	$1.3 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.71	-20.21	-23.34
09/07/87 - 29/12/00	\hat{d}_W	0.150	0.170	0.162
	Ec.type	(0.011)	(0.010)	(0.010)
	min	0.139	0.153	0.149
	max	0.170	0.187	0.177
	σ_ε	$1.7 \cdot 10^{-3}$	$8.2 \cdot 10^{-5}$	$2.1 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.59	-19.66	-22.38

Tableau 9 : Estimation de d pour le Cac40 par sous-périodes

En résumé, les transformations du rendement de la forme $|R_t|^\delta$ (avec $\delta > 0$) conduisent globalement au même résultat quels que soient l'indice retenu et la période (coefficient de longue mémoire strictement positif) si un choc majeur n'affecte pas l'échantillon.

4 Analyse des procédures d'agrégation sur les données

Nous nous intéressons à l'influence de l'agrégation temporelle et de l'agrégation dite macroéconomique sur le comportement de longue mémoire des variables. L'agrégation temporelle consiste à étudier, par exemple, l'effet du passage des fréquences quotidiennes aux fréquences mensuelles. L'agrégation macroéconomique permet de définir un agrégat sur la base d'une identité comptable. Dans le cas de l'agrégation temporelle, il convient de préciser que le changement de fréquence n'est pas le seul type d'agrégation. En effet, lorsque le processus générateur des données a un pas de temps distinct de celui de la collecte des informations, on peut dire qu'il y a un problème d'agrégation temporelle. Cette question se pose sur les marchés des actifs financiers sur lesquels les cycles d'activité ne coïncident pas forcément avec les intervalles de temps calendaires. Nous ne nous préoccupons cependant ici que des problèmes de changement de fréquence pour ce qui concerne l'agrégation temporelle.

Comme exemple d'agrégation macroéconomique, on peut citer le cas du PIB défini comme la somme algébrique des agrégats suivants : la consommation (C), l'investissement (I), les variations de stock (ΔS) et le solde extérieur (exportations (X)-importations (M)), soit $PIB = C + I + \Delta S + (X - M)$. De manière plus générale, toute variable définie comme une combinaison linéaire d'autres variables peut être considérée comme un indicateur tiré d'une agrégation macroéconomique.

4.1 Agrégation temporelle et longue mémoire

Nous considérons les transformations des rendements du Sp500 et du Cac40 sur la période allant du 1er janvier 1990 au 29 décembre 2000 en données quotidiennes, soit 2870 points, et en données mensuelles, soit 132 points. Nous estimons \hat{d}_W pour le rendement R_t et ses transformées ($|R_t|^\delta$, $\delta = 1, 2, 2.5$) pour lesquelles on a noté auparavant une certaine concordance des résultats.

L'analyse des résultats sur les marchés américain et français (voir tableau 10) conduit aux conclusions suivantes :

- en données mensuelles, les rendements du Cac40 et du Sp500 présentent de la longue mémoire persistante. En revanche, comme on l'a déjà mentionné, la longue mémoire disparaît en fréquence quotidienne. Chambers (1998) obtient des résultats similaires sur le PIB et ses composantes en passant de la fréquence trimestrielle à la fréquence annuelle. Avec la méthode du log-périodogramme, il note que les coefficients de mémoire longue sont, en général, plus élevés et plus volatiles en fréquence annuelle. On peut dire que plus la fréquence est basse, plus fort peut devenir l'effet mémoire longue dans une série donnée. Cette différence, très sensible entre les valeurs estimées du coefficient d (0.014 en quotidien contre 0.170 en mensuel pour le Cac40 par exemple), pourrait alors être imputée à la taille des échantillons mensuel et quotidien. A notre connaissance, il n'existe pas encore de résultats théoriques portant sur ce phénomène lié à l'agrégation temporelle des données, sauf dans les cas des moyennes pondérées (Granger (1980), Lippi et Zaffaroni (1999)) ;
- pour les valeurs absolues des rendements, les situations des deux marchés ne sont plus similaires. Wall Street se caractérise par une présence de mémoire longue persistante à la fois pour les séries mensuelles et quotidiennes. En fréquence mensuelle, on note cependant que l'intervalle de confiance de \hat{d}_W est nettement plus large et contient des valeurs strictement positives mais faibles. Ceci confirme les résultats de Chambers (1998) qui associent une plus forte volatilité à la plus basse fréquence. La place de Paris se distingue de son homologue d'Outre-Atlantique en affichant la présence de mémoire longue uniquement pour les données quotidiennes, le coefficient \hat{d}_W correspondant à l'indicateur mensuel étant nul. Les résultats concernant la fréquence quotidienne, présence d'effet longue mémoire persistante, sont concordants sur les deux marchés. En revanche, les résultats de Chambers (1998) sont infirmés dans le cas de la valeur absolue du rendement. Cette forte opposition entre Paris et New-York est difficile à expliquer sur le strict plan de la finance internationale. Elle ne pourrait se comprendre qu'en évoquant le fait que la taille de l'échantillon mensuel est trop petite (par rapport à celle de l'échantillon quotidien) et rend instable certains résultats. Le choix de la période peut également expliquer les résultats ;
- assez curieusement, on note une inversion des résultats précédents pour les transformations du type $|R_t|^\delta$, $\delta = 2, 2.5$. En effet, aux Etats-Unis, la fréquence quotidienne conduit à accepter l'hypothèse de présence de mémoire longue qui est rejetée pour les données mensuelles. En France,

quelle que soit la fréquence, on détecte un effet de mémoire longue pour $|R_t|^\delta$, $\delta = 2, 2.5$.

Indices	Données	R_t	$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
Sp500	Quotidiennes				
	\hat{d}_W	-0.022	0.149	0.170	0.165
	Ec.type	(0.015)	(0.017)	(0.018)	(0.010)
	min	-0.049	0.120	0.140	0.146
	max	-0.004	0.172	0.191	0.181
	σ_ε	$1.8 \cdot 10^{-3}$	$1.3 \cdot 10^{-3}$	$4.3 \cdot 10^{-5}$	$9.6 \cdot 10^{-6}$
	\hat{L}_W^*	-13.48	-14.13	-20.95	-23.95
	Mensuelles				
	\hat{d}_W	0.152	0.158	0.078	0.046
	Ec.type	(0.067)	(0.072)	(0.065)	(0.067)
min	0.070	0.075	-0.025	-0.042	
max	0.226	0.243	0.152	0.130	
σ_ε	$5.9 \cdot 10^{-3}$	$4.2 \cdot 10^{-3}$	$3.6 \cdot 10^{-4}$	$1.1 \cdot 10^{-4}$	
\hat{L}_W^*	-11.10	-11.78	-16.70	-19.07	
Cac40	Quotidiennes				
	\hat{d}_W	0.014	0.126	0.154	0.145
	Ec.type	(0.012)	(0.012)	(0.011)	(0.008)
	min	-0.005	0.111	0.142	0.126
	max	0.028	0.140	0.181	0.154
	σ_ε	$2.4 \cdot 10^{-3}$	$1.6 \cdot 10^{-3}$	$6.2 \cdot 10^{-5}$	$1.3 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.90	-13.71	-20.21	-23.34
	Mensuelles				
	\hat{d}_W	0.170	0.074	0.158	0.145
	Ec.type	(0.075)	(0.074)	(0.064)	(0.090)
min	0.032	-0.030	0.073	0.032	
max	0.266	0.161	0.236	0.258	
σ_ε	$8.9 \cdot 10^{-3}$	$5.7 \cdot 10^{-3}$	$6.2 \cdot 10^{-4}$	$2.1 \cdot 10^{-4}$	
\hat{L}_W^*	-10.28	-11.17	-15.61	-17.77	

Tableau 10 : Estimation de d pour le Sp500 et le Cac40 (période d'estimation : 01/01/1990 - 29/12/2000, données mensuelles)

Au delà d'éventuels problèmes de robustesse des estimations en mensuelle, on peut interpréter les précédents résultats comme une conséquence de l'existence de cycles longs différents pour les deux indices.

4.2 Agrégation macroéconomique et mémoire longue

L'étude empirique de l'agrégation macroéconomique est fondée sur le secteur des valeurs technologiques pour lequel nous disposons d'un indice synthétique et de ses treize composantes. Ces indices sont construits de la même manière par *DataStream* pour les principales places boursières. Choisir une

place ou une autre n'a donc aucune importance. Toutefois, compte tenu de la taille (en capitalisation boursière) de la bourse de New-York, nous avons retenu comme exemple le cas du marché américain. Nous considérons donc l'indice synthétique des valeurs technologiques du marché américain et ses treize composantes. Les estimations sont effectuées sur la période allant du 19 mars 1992 au 29 décembre 2000. Le choix de la période est dictée par la disponibilité des données correspondant aux quatorze indices du secteur (indice synthétique et ses 13 composantes). Comme dans les précédentes sections, nous estimons le coefficient de longue mémoire d pour les transformations $|R_t|^\delta$, $\delta = 1, 2, 2.5$. Les résultats sont donnés dans le tableau 11.

L'analyse des résultats conduit aux constats suivants :

- lorsque $\delta = 1$, la présence de mémoire longue est manifeste dans l'indice général des valeurs technologiques et dans toutes ses composantes. Les valeurs estimées sont toutes supérieures à 0.10 ce qui laisse penser que l'on a de la mémoire longue, persistante ;
- lorsque $\delta = 2$, à l'exception du sous-secteur *Photography*, l'effet longue mémoire persistant est avéré partout ;
- la puissance fractionnaire de la valeur absolue du rendement permet de révéler un effet de mémoire longue persistant dans onze indices transformés sur quatorze (i.e. hors *Internet*, *Publishing and Printing*, *Photography*). Les valeurs technologiques pour lesquelles l'effet de mémoire longue n'est pas pertinent sont celles qui peuvent être soumises à de très fortes volatilités, telles que les sous-secteurs *Publishing and Printing* et *Internet*.

On note donc une concordance globale des résultats. Ceci traduit, entre autres, l'existence d'une similitude entre les cycles des différents secteurs étudiés et renforce l'idée, déjà évoquée, d'une forte liaison intra et inter-marchés des valeurs technologiques.

On retrouve ici un des résultats de Chambers (1998) qui consiste à affirmer que dès lors qu'une variable agrégée présente un comportement de mémoire longue, au moins une de ses composantes affiche le même comportement.

Indices		$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
Valeurs technologiques	\hat{d}_W	0.198	0.190	0.174
	Ec.type	(0.018)	(0.014)	(0.015)
	min	0.178	0.173	0.154
	max	0.219	0.208	0.194
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$1.8 \cdot 10^{-3}$	$9.7 \cdot 10^{-3}$	$2.5 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.48	-19.32	-22.03
<i>Telecom Wireless</i>	\hat{d}_W	0.186	0.170	0.150
	Ec.type	(0.018)	(0.017)	(0.016)
	min	0.165	0.151	0.117
	max	0.210	0.193	0.169
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$2.6 \cdot 10^{-3}$	$1.6 \cdot 10^{-4}$	$4.5 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.74	-18.32	-20.86
<i>Broadcasting</i>	\hat{d}_W	0.182	0.186	0.158
	Ec.type	(0.013)	(0.015)	(0.012)
	min	0.165	0.169	0.129
	max	0.203	0.204	0.173
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$2.3 \cdot 10^{-3}$	$1.7 \cdot 10^{-4}$	$5.6 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.99	-18.20	-20.42
<i>Media</i>	\hat{d}_W	0.174	0.158	0.138
	Ec.type	(0.014)	(0.016)	(0.013)
	min	0.154	0.135	0.118
	max	0.198	0.182	0.158
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$2.0 \cdot 10^{-3}$	$9.8 \cdot 10^{-5}$	$2.4 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.27	-19.30	-22.11
<i>Computer Service</i>	\hat{d}_W	0.170	0.170	0.154
	Ec.type	(0.012)	(0.010)	(0.013)
	min	0.126	0.157	0.136
	max	0.158	0.182	0.171
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$1.7 \cdot 10^{-3}$	$8.2 \cdot 10^{-5}$	$2.1 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.60	-19.66	-22.38
<i>Computer Hardware</i>	\hat{d}_W	0.170	0.158	0.138
	Ec.type	(0.013)	(0.018)	(0.016)
	min	0.150	0.131	0.118
	max	0.186	0.186	0.165
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$2.4 \cdot 10^{-3}$	$1.5 \cdot 10^{-4}$	$4.1 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.90	-18.45	-21.04
<i>Telecom Equipment</i>	\hat{d}_W	0.166	0.162	0.142
	Ec.type	(0.018)	(0.016)	(0.015)
	min	0.142	0.139	0.123
	max	0.193	0.184	0.164
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$2.8 \cdot 10^{-3}$	$2.1 \cdot 10^{-4}$	$6.4 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.59	-17.77	-20.15

Tableau 11 : Estimation de d pour les valeurs technologiques américaines et ses composantes sur la période 19/03/1992 - 29/12/2000

Indices		$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
<i>Software</i>	\hat{d}_W	0.154	0.162	0.150
	Ec.type	(0.011)	(0.014)	(0.013)
	min	0.140	0.143	0.132
	max	0.171	0.179	0.170
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$2.7 \cdot 10^{-3}$	$1.7 \cdot 10^{-4}$	$4.8 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.67	-18.20	-20.73
<i>Telecom Fixed</i>	\hat{d}_W	0.154	0.138	0.122
	Ec.type	(0.016)	(0.016)	(0.015)
	min	0.140	0.118	0.102
	max	0.177	0.160	0.140
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$1.7 \cdot 10^{-3}$	$6.7 \cdot 10^{-5}$	$1.5 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-13.59	-20.06	-23.05
<i>Semi- conductors</i>	\hat{d}_W	0.142	0.162	0.162
	Ec.type	(0.018)	(0.010)	(0.015)
	min	0.121	0.150	0.138
	max	0.170	0.174	0.180
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$3.2 \cdot 10^{-3}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$	$6.8 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.32	-17.60	-20.03
<i>Cable/ Satellite</i>	\hat{d}_W	0.142	0.138	0.130
	Ec.type	(0.012)	(0.010)	(0.011)
	min	0.126	0.125	0.116
	max	0.158	0.151	0.145
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$2.9 \cdot 10^{-3}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$	$7.4 \cdot 10^{-5}$
	\hat{L}_W^*	-12.52	-17.60	-19.86
<i>Internet</i>	\hat{d}_W	0.142	0.114	0.090
	Ec.type	(0.015)	(0.015)	(0.018)
	min	0.126	0.094	0.062
	max	0.167	0.134	0.110
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$5.0 \cdot 10^{-3}$	$5.5 \cdot 10^{-4}$	$2.1 \cdot 10^{-4}$
	\hat{L}_W^*	-11.43	-15.85	-17.77
<i>Publish./ Print.</i>	\hat{d}_W	0.138	0.114	0.094
	Ec.type	(0.016)	(0.015)	(0.013)
	min	0.117	0.096	0.072
	max	0.161	0.139	0.115
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$1.2 \cdot 10^{-3}$	$3.4 \cdot 10^{-5}$	$6.5 \cdot 10^{-6}$
	\hat{L}_W^*	-14.29	-21.42	-24.73
<i>Photography</i>	\hat{d}_W	0.114	0.022	0.006
	Ec.type	(0.016)	(0.017)	(0.014)
	min	0.095	0.002	-0.017
	max	0.138	0.045	0.015
	$\sigma_{\hat{\epsilon}}$	$2.7 \cdot 10^{-3}$	$3.9 \cdot 10^{-4}$	$1.9 \cdot 10^{-4}$
	\hat{L}_W^*	-12.67	-16.54	-17.97

Tableau 11 : Estimation de d pour les valeurs technologiques américaines et ses composantes sur la période 19/03/1992 - 29/12/2000

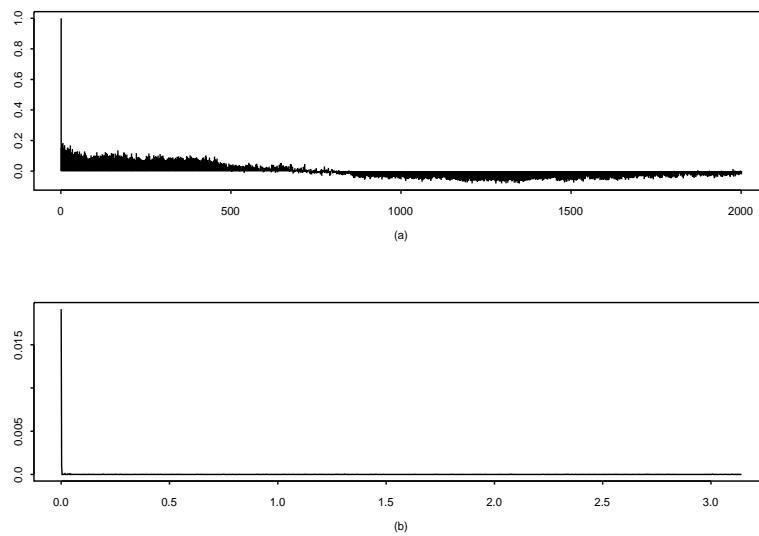
5 Conclusion

Une comparaison des résultats montre qu'il n'existe pas de différences significatives, en termes de comportement de longue mémoire, entre les valeurs traditionnelles des marchés européens et américains. Si l'on considère la valeur absolue du rendement des indices Sp500, Cac40, Dax30 et Euro50 pour laquelle les résultats sont les plus significatifs, on observe sur toutes les places l'effet de longue mémoire persistante. D'une manière générale, lorsque l'on étudie les séries de la valeur absolue du rendement à la puissance δ , avec δ pair, l'effet de longue mémoire persistante reste significatif.

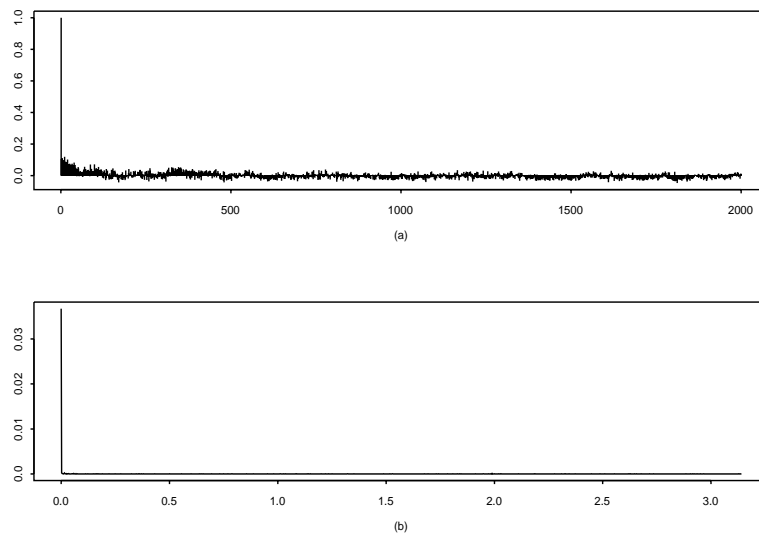
Dans le cas des agrégations temporelles (changement de fréquence), les résultats concernant $|R_t|^\delta$ ($\delta = 1, 2, 2.5$) montrent en général que plus la fréquence est basse plus l'effet de longue mémoire diminue, remettant parfois en cause la présence de longue mémoire. Curieusement, on observe l'effet inverse sur le rendement. En revanche, on a la confirmation des résultats de conservation de l'effet longue mémoire dans les agrégations macroéconomiques. En effet, lorsqu'une série agrégée (obtenue comme moyenne de plusieurs facteurs) présente un effet longue mémoire, au moins un des facteurs affiche le même type de comportement.

On peut aussi noter la faible sensibilité de l'effet longue mémoire au découpage temporel d'une période dès lors que les différentes sous-périodes sont de grande taille. Ainsi, nos estimations montrent qu'en passant de la période 1990 - 2000 à la période 1995 - 2000, on ne modifie pas le comportement de la transformation valeur absolue du rendement en terme de longue mémoire. Compte tenu du fait que cette transformation présente de la longue mémoire sur toutes les places et quelques soient les valeurs (traditionnelles ou technologiques) retenues, on se retrouve dans de bonnes conditions pour effectuer des prévisions à moyen et long termes.

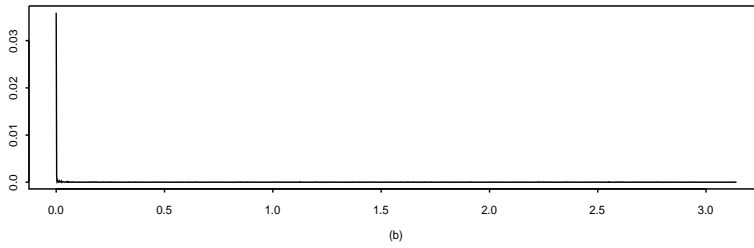
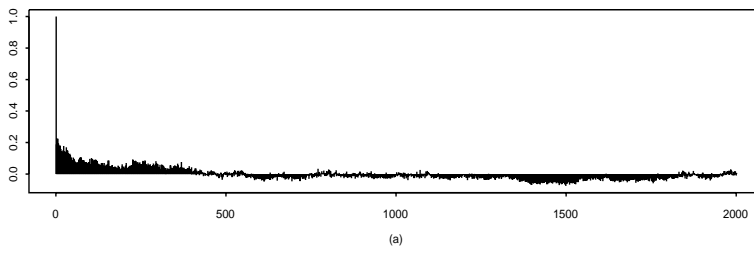
Annexe A : Graphiques



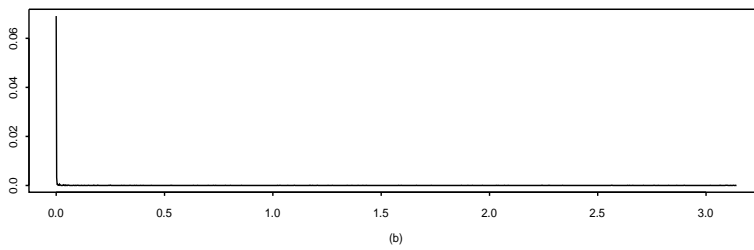
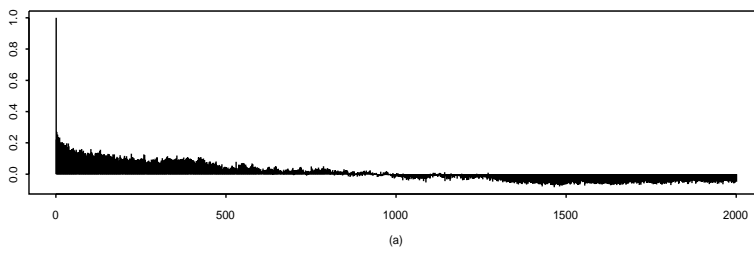
Graphique 1 – ACF (a) et densité spectrale (b) du Sp500 de 01/01/1990 à 29/12/2000



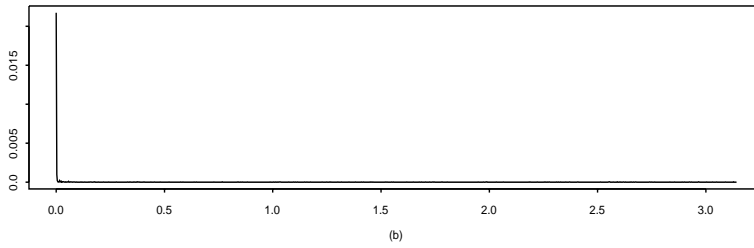
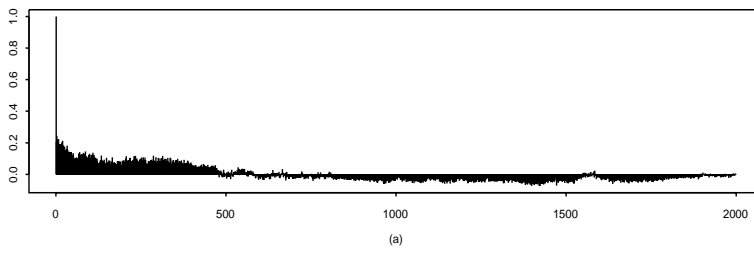
Graphique 2 – ACF (a) et densité spectrale (b) du Cac40 de 01/01/1990 à 29/12/2000



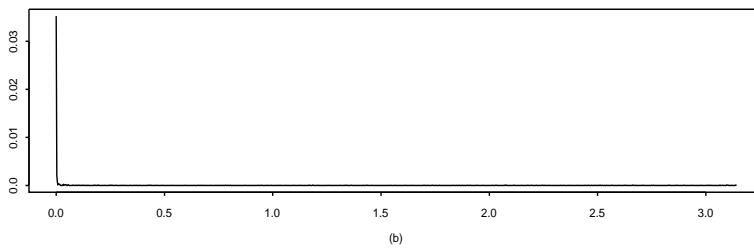
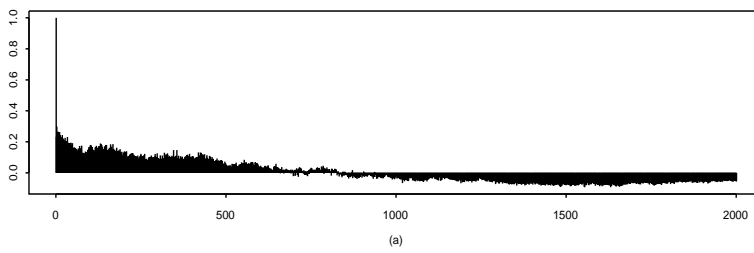
Graphique 3 – ACF (a) et densité spectrale (b) du Dax30 de 01/01/1990 à 29/12/2000



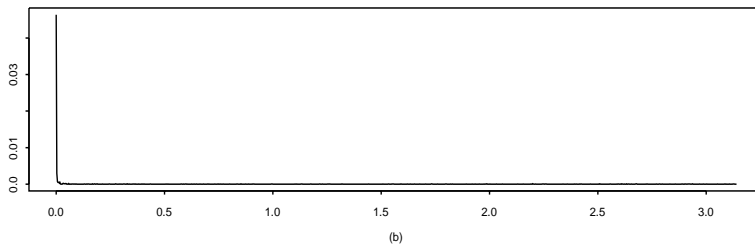
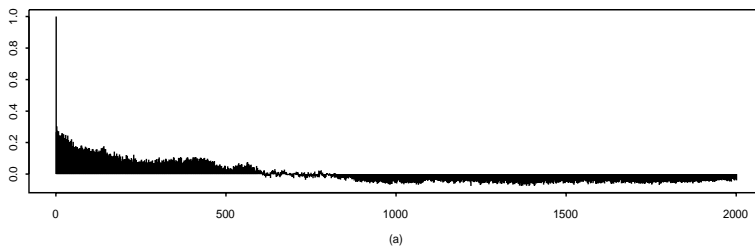
Graphique 4 – ACF (a) et densité spectrale (b) du Nasdaq100 de 01/01/1990 à 29/12/2000



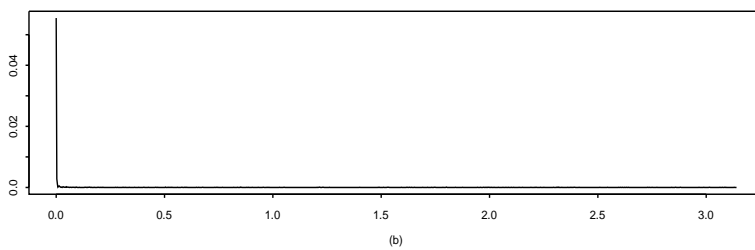
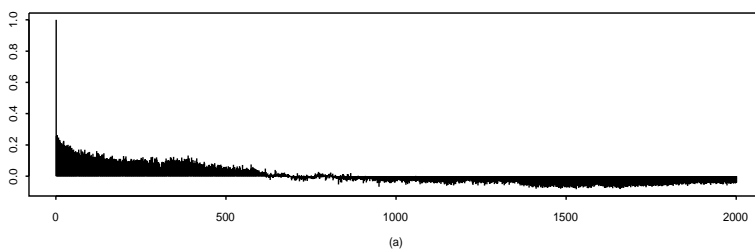
Graphique 5 – ACF (a) et densité spectrale (b) de l'Euro50 de 01/01/1990 à 29/12/2000



Graphique 6 – ACF (a) et densité spectrale (b) des valeurs technologiques américaines du 19/03/1992 au 29/12/2000



Graphique 7 – ACF (a) et densité spectrale (b) des valeurs technologiques françaises du 19/03/1992 au 29/12/2000



Graphique 8 – ACF (a) et densité spectrale (b) des valeurs technologiques allemandes du 19/03/1992 au 29/12/2000

Annexe B : Statistiques descriptives

Les tableaux B 1 à B 3 donnent pour chaque série $(X_t)_t$ considérée et pour chacune des transformations de son rendement $(R_t)_t$, la moyenne (Moy.), l'écart-type (Ec.type), le coefficient de symétrie (Skew.) et le degré d'aplatissement (Kurt.).

Indices		X_t	R_t	$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
Sp500	Moy.	719	$4.7 \cdot 10^{-4}$	$6.5 \cdot 10^{-3}$	$8.9 \cdot 10^{-5}$	$1.2 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	376	$9.3 \cdot 10^{-3}$	$6.6 \cdot 10^{-3}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$	$4.9 \cdot 10^{-5}$
	Skew.	0.79	-0.31	2.44	10.85	17.16
	Kurt.	2.15	8.06	14.50	189.56	402.34
Cac40	Moy.	2772	$3.9 \cdot 10^{-4}$	$9.0 \cdot 10^{-3}$	$1.6 \cdot 10^{-4}$	$2.2 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	1389	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$8.2 \cdot 10^{-3}$	$3.1 \cdot 10^{-4}$	$6.6 \cdot 10^{-5}$
	Skew.	1.51	-0.15	1.84	6.68	10.57
	Kurt.	4.13	5.33	8.94	76.98	176.70
Dax30	Moy.	3135	$4.6 \cdot 10^{-4}$	$8.9 \cdot 10^{-3}$	$1.6 \cdot 10^{-4}$	$2.5 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	1801	$1.3 \cdot 10^{-2}$	$8.8 \cdot 10^{-3}$	$4.1 \cdot 10^{-4}$	$1.0 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.06	-0.41	2.47	9.94	15.70
	Kurt.	2.85	7.81	14.47	161.91	365.41

Tableau B 1 : Période 01/01/1990 - 29/12/2000

Indices		X_t	R_t	$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
Sp500	Moy.	724	$1.0 \cdot 10^{-2}$	$2.3 \cdot 10^{-2}$	$1.0 \cdot 10^{-3}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$
	Ec.type	380	$3.0 \cdot 10^{-2}$	$2.1 \cdot 10^{-2}$	$1.8 \cdot 10^{-3}$	$5.6 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	0.76	0.10 4.51	1.49	3.59	4.41
	Kurt.	2.05		5.64	18.03	24.90
Cac40	Moy.	2796	$8.5 \cdot 10^{-3}$	$3.7 \cdot 10^{-2}$	$2.1 \cdot 10^{-3}$	$5.7 \cdot 10^{-4}$
	Ec.type	1413	$4.6 \cdot 10^{-2}$	$2.8 \cdot 10^{-2}$	$3.1 \cdot 10^{-3}$	$1.1 \cdot 10^{-3}$
	Skew.	1.44	-0.36	1.04	2.98	4.09
	Kurt.	3.86	3.38	4.07	15.46	26.15

Tableau B 2 : Période 01/1990 - 12/2000 en données mensuelles

Indices		X_t	R_t	$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
Euro50	Moy.	2297	$6.8 \cdot 10^{-4}$	$7.6 \cdot 10^{-3}$	$1.2 \cdot 10^{-4}$	$1.7 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	1307	$1.1 \cdot 10^{-2}$	$7.7 \cdot 10^{-3}$	$2.8 \cdot 10^{-4}$	$5.8 \cdot 10^{-5}$
	Skew.	0.99	-0.27	2.22	6.56	9.00
	Kurt.	2.74	6.72	10.67	62.49	106.62
Nasdaq100	Moy.	1154	$8.9 \cdot 10^{-4}$	$1.3 \cdot 10^{-2}$	$3.4 \cdot 10^{-4}$	$6.2 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	1074	$1.8 \cdot 10^{-2}$	$1.3 \cdot 10^{-2}$	$7.7 \cdot 10^{-4}$	$2.0 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.50	-0.17	2.15	6.50	9.17
	Kurt.	4.15	6.42	10.34	63.17	116.58
Techno. All.	Moy.	520	$8.6 \cdot 10^{-4}$	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$3.8 \cdot 10^{-4}$	$5.9 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	474	$1.8 \cdot 10^{-2}$	$1.3 \cdot 10^{-2}$	$8.0 \cdot 10^{-4}$	$2.0 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.55	-0.33	2.08	6.95	12.30
	Kurt.	4.83	6.63	10.00	88.43	256.26
Techno. Fr.	Moy.	2997	$7.1 \cdot 10^{-4}$	$1.1 \cdot 10^{-2}$	$2.9 \cdot 10^{-4}$	$5.3 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	2563	$1.7 \cdot 10^{-2}$	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$8.0 \cdot 10^{-4}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.84	-0.35	2.68	9.91	16.74
	Kurt.	5.33	9.09	15.05	172.46	438.46
Techno. Am.	Moy.	713	$7.0 \cdot 10^{-4}$	$9.8 \cdot 10^{-3}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$	$3.5 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	517	$1.4 \cdot 10^{-2}$	$1.0 \cdot 10^{-2}$	$5.5 \cdot 10^{-4}$	$1.3 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.08	-0.13	2.43	7.14	10.20
	Kurt.	2.88	7.75	12.67	72.14	135.28
<i>Internet</i>	Moy.	11564	$2.3 \cdot 10^{-3}$	$2.7 \cdot 10^{-2}$	$1.4 \cdot 10^{-4}$	$3.5 \cdot 10^{-4}$
	Ec.type	17997	$3.7 \cdot 10^{-2}$	$2.5 \cdot 10^{-2}$	$2.9 \cdot 10^{-3}$	$1.0 \cdot 10^{-3}$
	Skew.	1.54	-0.02	1.84	5.86	8.92
	Kurt.	4.00	5.39	8.38	56.88	122.83
<i>Telecom Wireless</i>	Moy.	653	$8.6 \cdot 10^{-4}$	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$3.3 \cdot 10^{-4}$	$6.3 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	661	$1.8 \cdot 10^{-2}$	$1.3 \cdot 10^{-2}$	$8.4 \cdot 10^{-4}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.81	-0.08	2.45	6.60	8.95
	Kurt.	5.03	67.56	12.05	62.16	109.36
<i>Telecom Fixed</i>	Moy.	589	$3.3 \cdot 10^{-4}$	$8.7 \cdot 10^{-3}$	$1.5 \cdot 10^{-4}$	$2.3 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	244	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$8.4 \cdot 10^{-3}$	$3.5 \cdot 10^{-4}$	$7.7 \cdot 10^{-5}$
	Skew.	0.86	-0.18	2.21	6.83	9.38
	Kurt.	2.32	6.52	11.17	67.13	116.46
<i>Broadcasting</i>	Moy.	392	$5.5 \cdot 10^{-4}$	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$3.1 \cdot 10^{-4}$	$5.7 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	290	$1.7 \cdot 10^{-2}$	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$8.9 \cdot 10^{-4}$	$2.9 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.04	0.15	2.83	14.59	24.26
	Kurt.	2.68	9.79	19.53	355	819.20
<i>Media</i>	Moy.	4937	$8.9 \cdot 10^{-4}$	$1.0 \cdot 10^{-2}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$	$3.8 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	3855	$1.5 \cdot 10^{-2}$	$1.1 \cdot 10^{-2}$	$5.2 \cdot 10^{-4}$	$1.2 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	0.98	-0.17	2.17	6.22	8.54
	Kurt.	2.62	6.58	10.21	56.38	99.24
<i>Computer Service</i>	Moy.	434	$4.9 \cdot 10^{-4}$	$9.0 \cdot 10^{-3}$	$1.7 \cdot 10^{-4}$	$2.6 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	181	$1.3 \cdot 10^{-2}$	$9.0 \cdot 10^{-3}$	$4.4 \cdot 10^{-4}$	$1.1 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	0.33	-0.38	2.53	9.07	12.99
	Kurt.	1.82	8.01	14.58	120.70	222.29

Tableau B 3 : Période 19/03/1992 - 29/12/2000 (sauf pour l'Euro50 : 01/01/1992 - 29/12/2000)

Indices		X_t	R_t	$ R_t $	R_t^2	$ R_t ^{2.5}$
<i>Computer Hardware</i>	Moy.	437	$7.4 \cdot 10^{-4}$	$1.3 \cdot 10^{-2}$	$3.4 \cdot 10^{-4}$	$6.2 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	362	$1.8 \cdot 10^{-2}$	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$7.7 \cdot 10^{-4}$	$2.1 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.09	-0.01	2.12	7.60	11.48
	Kurt.	2.91	6.26	10.89	92.30	189.40
<i>Telecom Equipment</i>	Moy.	3344	$1.2 \cdot 10^{-3}$	$1.5 \cdot 10^{-2}$	$4.7 \cdot 10^{-4}$	$9.3 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	3058	$2.1 \cdot 10^{-2}$	$1.4 \cdot 10^{-2}$	$1.1 \cdot 10^{-3}$	$3.3 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.30	-0.26	2.25	7.75	11.00
	Kurt.	3.56	6.72	12.07	88.95	162.23
<i>Software</i>	Moy.	47791	$9.7 \cdot 10^{-4}$	$1.5 \cdot 10^{-2}$	$4.4 \cdot 10^{-4}$	$8.4 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	42403	$2.1 \cdot 10^{-2}$	$1.4 \cdot 10^{-2}$	$9.0 \cdot 10^{-4}$	$2.5 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.05	-0.13	1.88	6.32	9.21
	Kurt.	2.93	5.41	8.93	63.17	121.21
<i>Semi-conductors</i>	Moy.	3928	$1.2 \cdot 10^{-3}$	$1.8 \cdot 10^{-2}$	$6.3 \cdot 10^{-4}$	$1.3 \cdot 10^{-4}$
	Ec.type	3877	$2.5 \cdot 10^{-2}$	$1.7 \cdot 10^{-2}$	$1.2 \cdot 10^{-3}$	$3.6 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.58	$8.3 \cdot 10^{-3}$	1.76	5.75	8.60
	Kurt.	4.79	5.00	7.98	54.54	111.56
<i>Cable/Satellite</i>	Moy.	22481	$8.4 \cdot 10^{-4}$	$1.5 \cdot 10^{-2}$	$4.5 \cdot 10^{-4}$	$9.2 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	16094	$2.1 \cdot 10^{-2}$	$1.4 \cdot 10^{-2}$	$1.2 \cdot 10^{-3}$	$3.8 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	1.05	0.12	2.48	9.88	14.77
	Kurt.	2.59	7.74	14.67	150.45	297.15
<i>Publish./Print.</i>	Moy.	1007	$3.5 \cdot 10^{-4}$	$6.3 \cdot 10^{-3}$	$7.9 \cdot 10^{-5}$	$1.0 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	326	$8.8 \cdot 10^{-3}$	$6.1 \cdot 10^{-3}$	$1.8 \cdot 10^{-4}$	$3.3 \cdot 10^{-5}$
	Skew.	0.37	-0.01	2.09	7.00	10.84
	Kurt.	1.49	6.19	10.11	81.98	182.34
<i>Photography</i>	Moy.	108.91	$7.4 \cdot 10^{-5}$	$1.2 \cdot 10^{-2}$	$3.7 \cdot 10^{-4}$	$8.0 \cdot 10^{-5}$
	Ec.type	27.44	$1.8 \cdot 10^{-2}$	$1.4 \cdot 10^{-2}$	$2.0 \cdot 10^{-3}$	$9.5 \cdot 10^{-4}$
	Skew.	-0.08	-1.96	5.75	31.48	41.04
	Kurt.	2.00	33.59	81.41	1214.55	1839.49

Tableau B 3 : Période 19/03/1992 - 29/12/2000

BIBLIOGRAPHIE

Avouyi-Dovi S. (1992), "Une approche prospective des modèles ARCH", *Journal de la Société Statistique de Paris*, 133, pp. 65-76.

Avouyi-Dovi S. et Jacquinet P. (2001), "Le rôle des valeurs technologiques dans l'évolution des marchés actions en Europe et aux Etats-Unis", Rapport annuel du CNCT. (à paraître)

Avouyi-Dovi S., Guégan D. et Ladoucette S. (2001), "Application des processus de longue mémoire à l'analyse des indices boursiers", Document de recherche 01-12, GRID, Ecole Normale Supérieure de Cachan.

Baillie R.T., Bollerslev T. et Mikkelsen H.O. (1996), "Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroscedasticity", *Journal of Econometrics*, 74, pp. 3-30.

- Bell P.W., Edwards E.O. et Ohlson J. (1965), *The theory and measurement of Business Income*, Berkeley, University of California Press.
- Beran J. (1994), *Statistics for long memory processes*, Monographs on Statistics and Applied Probability, 61, New-York, Chapman and Hall.
- Bollerslev T. (1986), "Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity", *Journal of Econometrics*, 31, pp. 307-327.
- Bollerslev T. et Wright J.H. (2000), "Semiparametric estimation of long memory dependencies : the role of high-frequency data", *Journal of Econometrics*, 98, pp. 81-106.
- Bollerslev T., Cai J. et Song F.M. (2000), "Intraday periodicity, long memory volatility and macroeconomic announcement effect in the U.S. Treasury bond market", *Journal of Empirical Finance*, 7, pp. 37-55.
- Bollerslev T., Engle R.F. et Nelson D.B. (1994), "ARCH models", in R.F. Engle et D.L. Mc Fadden (éds.), *Handbook of Econometrics*, 4, Amsterdam, North-Holland, pp. 2961-3039.
- Breidt F.J., Crato N. et de Lima P. (1998), "The detection and estimation of long memory in stochastic volatility", *Journal of Econometrics*, 83, pp. 325-348.
- Breunig R. et Pagan A. (2001), "Some simple Methods for Assessing Markov Switching Models", Economics Program, RSSS, *Australian National University*.
- Campbell J. et Shiller B. (2001), "Valuation ratios and the long run Stock market outlook : an update", *NBER Working Paper* 8221.
- Chambers M. (1998), "Long memory and aggregation in macroeconomic time series", *International Economic Review*, 39, pp. 1053-1072.
- Chauveau T., Damon J. et Guégan D. (1999), "Testing for nonlinearity in intraday financial series : the cases of two french stocks", Document de travail C.D.C., 06/FI, Paris.
- Cheung Y.W. (1993), "Long memory in foreign exchange rates", *Journal of Business and Economic Statistics*, 11, 1, pp. 93-101.
- Cheung Y.W. et Lai K. (1995), "A search of long memory in international stock market returns", *Journal of International Money and Finance*, 14, pp. 597-615.
- Dacorogna M.M., Müller U.A., Nagler N.J., Olsen R.B. et Pictet O.V. (1993), "A geographical model for daily and weekly seasonal volatility in the foreign exchange market", *Journal of International Money and Finance*, 12, pp. 413-438.
- Dahlhaus R. (1989), "Efficient parameter estimation for self-similar processes", *Annals of Statistics*, 17, pp. 1749-1766.
- Danielsson J. (1994), "Stochastic Volatility in Asset Prices : Estimation

with Simulated Maximum Likelihood", *Journal of Econometrics*, 62, pp. 301-316.

Ding Z., Granger C.W.J. et Engle R.F. (1993), "A long memory property of stock markets return and a new model", *Journal of Empirical Finance*, 1, pp. 83-106.

Drost F.C. et Nijman T.E. (1993), "Temporal aggregation of GARCH processes", *Econometrica*, 61, pp. 909-927.

Duan J.C. (1997), "Augmented GARCH(p, q) process and its diffusion limit", *Journal of Econometrics*, 79, pp. 97-127.

Engle R.F. (1982), "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation", *Econometrica*, 50, 4, pp. 987-1007.

Engle R.F. et Bollerslev T. (1986), "Modeling the persistence of conditional variances", *Econometric Reviews*, 5, pp. 1-50.

Estrella A. et Mishkin F.S. (1998), "Predicting U.S. recessions : financial variables as leading indicators", *Review of Economics and Statistics*, 80, pp. 45-61.

Ferrara L. et Guégan D. (2000), "Forecasting financial time series with generalized long memory processes", in C. Dunis (éd.), *Advances in Quantitative Asset Management*, Studies in Computational Finance, London, Kluwer Academic Press, pp. 319-342

Ferrara L. et Guégan D. (2001), "Comparison of parameter estimation methods in cyclical long memory time series", in C. Dunis, A. Timmermann et J. Moody (éds.), *Developments in Forecast Combination and Portfolio Choice*, New-York, Wiley, pp. 183-199.

Fox R. et Taqqu M. S. (1986), "Large sample properties of parameters estimates for strongly dependent stationary Gaussian times series", *Annals of Statistics*, 14, pp. 517-532.

Franses P.H. et Ooms M. (1997), "A periodic long memory model for Quartely U.K. inflation", *International Journal of Forecasting*, 13, pp. 117-126.

Geweke J. et Porter-Hudak (1983), "The estimation and application of long memory time series models", *Journal of Time Series Analysis*, 4, pp. 221-237.

Giraitis L. et Surgalis D. (1990), "A central limit theorem for quadratics forms in strongly dependent linear variables and application to asymptotical normality of Whittle's estimate", *Probability Theory and Related Fields*, 86, pp. 87-104.

Goodhart C. et Hofmann B. (2000), "Do asset prices help to predict consumer price inflation?", *The Manchester School*, 68 (supplement), pp. 122-140.

- Granger C.W.J. (1980), "Long memory relationship and the aggregation of dynamics models", *Journal of Econometrics*, 14, pp. 227-238.
- Granger C.W.J. et Ding Z. (1995), "Some properties of absolute returns, an alternative measure of risk", *Annales d'économie et de statistiques*, 40, pp. 67-91.
- Granger C.W.J. et Ding Z. (1996), "Varieties of long memory models", *Journal of Econometrics*, 73, pp. 61-77.
- Granger C.W.J. et Joyeux R. (1980), "An introduction to long memory time series models and fractional differencing", *Journal of Time Series Analysis*, 1, pp. 15-29.
- Guégan D. (1994), *Séries chronologiques non linéaires à temps discret*, Paris, Economica.
- Guégan D. (1996), "Some recent developments in nonlinear time series", del convegno in onore di Oliviero Lessi, Università degli studi di Padova, Italy, pp. 16-38.
- Guégan D. (2000), "A new model : the k -factor GIGARCH process", *Journal of Signal Processing*, 4, pp. 265-271.
- Guégan D. (2001), "A prospective approach of the k - factor Gegenbauer Processes with heteroscedastic errors with an application to the study of inflation rate", Document de recherche 01-13, GRID, Ecole Normale Supérieure de Cachan.
- Hall R.E. (2000), "The e-capital : the link between the stock market and the labor market in the 1990's", *Brookings Papers on Economic Activity*, II 2000, pp. 73-118.
- Hamilton J.D. (1989), "A new approach to the economic analysis of non stationary time series and the business cycle", *Econometrica*, 57, pp. 357-384.
- Hassler V. et Wolters J. (1995), "Long memory in inflation rates : international evidence", *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, pp. 37-46.
- Heaton J. et Lucas D. (1999), "Stock prices and fundamentals", in B.S. Bernanke et J.J. Rotemberg (éds.), *NBER Macroeconomics Annual*, pp. 213-241.
- Hosking J.R.M. (1981), "Fractional differencing", *Biometrika*, 68, 1, pp. 165-176.
- Kaalsen J. et Taqqu M. S. (1998), *Option pricing and ARCH type models*, Boston, Blackwell Publisher.
- Le Fol G. et Mercier L. (1998), "Time deformation : definitions and comparisons", *Journal of Computational Intelligencial Finance*, 6, 5, pp. 19-33.
- Lippi M. et Zaffaroni P. (1999), "Contemporaneous aggregation of linear dynamic models in large economies", Research Department, Bank of Italy.

- Lobato I. et Savin N.E. (1998), "Real and spurious long memory properties of stock market data", *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, pp. 261-268.
- Maheu J.M. et McCurdy T.H. (2000), "Some simple Methods for assessing Markov switching models", *Journal of Business and Economic Statistics*, 18, pp. 100-112.
- Malkiel B.G. (1998), "Can Wall Street continue its high-Wire act ?", *The Wall Street Journal*, 13 April.
- McGrattan E.R. et Prescott E.C. (2001), "Is the stock market overvalued ?", *NBER Working Paper* 8077.
- Nelson D.B. (1990 a), "Stationary and persistence in the GARCH(1,1) model", *Econometric Theory*, 6, pp. 318-334.
- Nelson D.B. (1990 b), "Conditional heteroscedasticity in asset returns : a new approach", *Econometrica*, 51, pp. 347-370.
- Nelson D.B. (1990 c), "ARCH models on diffusion approximation", *Journal of Econometrics*, 45, pp. 7-38.
- Robinson P.M. (1995), "Log-periodogram regression of time series with long range dependence", *Annals of Statistics*, 23, pp. 1048-1072.
- Siegel J.J. (1998), *Stocks for the long run*, 2nd Ed., McGraw-Hill.
- Stock J.H. et Watson M.W. (2001), "Forecasting output and inflation : the role of asset prices", *NBER Working Paper* 8180.
- Taqqu M.S. et Teverovsky V. (1998), "On estimating the intensity of long-range dependence in finite and infinite variance series", in R. Adler, R. Feldman et M.S. Taqqu (éds.), *A Practical Guide to Heavy Tails : Statistical Techniques and Applications*, Boston, Birkhäuser, pp. 177-217.
- Taylor S.J. (1986), *Modelling Financial Time Series*, Chichester, John Wiley.
- Whittle P. (1951), *Hypothesis testing in time series analysis*, New-York, Hafner.
- Woodward W.A., Cheng Q.C. et Gray H.L. (1998), "A k -factor GARMA long memory model", *Journal of Time Series Analysis*, 19, 5, pp. 485-504.
- Wright J.H. (1999), "Long memory in emerging market stock returns", Board of Governors of the Federal Reserve System, *IFDP* 650.

Notes d'Études et de Recherche

1. C. Huang and H. Pagès, "Optimal Consumption and Portfolio Policies with an Infinite Horizon: Existence and Convergence," May 1990.
2. C. Bordes, « Variabilité de la vitesse et volatilité de la croissance monétaire : le cas français », février 1989.
3. C. Bordes, M. Driscoll and A. Sauviat, "Interpreting the Money-Output Correlation: Money-Real or Real-Real?," May 1989.
4. C. Bordes, D. Goyeau et A. Sauviat, « Taux d'intérêt, marge et rentabilité bancaires : le cas des pays de l'OCDE », mai 1989.
5. B. Bensaïd, S. Federbusch et R. Gary-Bobo, « Sur quelques propriétés stratégiques de l'intéressement des salariés dans l'industrie », juin 1989.
6. O. De Bandt, « L'identification des chocs monétaires et financiers en France : une étude empirique », juin 1990.
7. M. Boutillier et S. Dérangère, « Le taux de crédit accordé aux entreprises françaises : coûts opératoires des banques et prime de risque de défaut », juin 1990.
8. M. Boutillier and B. Cabrillac, "Foreign Exchange Markets: Efficiency and Hierarchy," October 1990.
9. O. De Bandt et P. Jacquinet, « Les choix de financement des entreprises en France : une modélisation économétrique », octobre 1990 (English version also available on request).
10. B. Bensaïd and R. Gary-Bobo, "On Renegotiation of Profit-Sharing Contracts in Industry," July 1989 (English version of NER n° 5).
11. P. G. Garella and Y. Richelle, "Cartel Formation and the Selection of Firms," December 1990.
12. H. Pagès and H. He, "Consumption and Portfolio Decisions with Labor Income and Borrowing Constraints," August 1990.
13. P. Sicsic, « Le franc Poincaré a-t-il été délibérément sous-évalué ? », octobre 1991.
14. B. Bensaïd and R. Gary-Bobo, "On the Commitment Value of Contracts under Renegotiation Constraints," January 1990 revised November 1990.
15. B. Bensaïd, J.-P. Lesne, H. Pagès and J. Scheinkman, "Derivative Asset Pricing with Transaction Costs," May 1991 revised November 1991.
16. C. Monticelli and M.-O. Strauss-Kahn, "European Integration and the Demand for Broad Money," December 1991.
17. J. Henry and M. Phelipot, "The High and Low-Risk Asset Demand of French Households: A Multivariate Analysis," November 1991 revised June 1992.
18. B. Bensaïd and P. Garella, "Financing Takeovers under Asymmetric Information," September 1992.

19. A. de Palma and M. Uctum, "Financial Intermediation under Financial Integration and Deregulation," September 1992.
20. A. de Palma, L. Leruth and P. Régibeau, "Partial Compatibility with Network Externalities and Double Purchase," August 1992.
21. A. Frachot, D. Janci and V. Lacoste, "Factor Analysis of the Term Structure: a Probabilistic Approach," November 1992.
22. P. Sicsic et B. Villeneuve, « L'afflux d'or en France de 1928 à 1934 », janvier 1993.
23. M. Jeanblanc-Picqué and R. Avesani, "Impulse Control Method and Exchange Rate," September 1993.
24. A. Frachot and J.-P. Lesne, "Expectations Hypothesis and Stochastic Volatilities," July 1993 revised September 1993.
25. B. Bensaïd and A. de Palma, "Spatial Multiproduct Oligopoly," February 1993 revised October 1994.
26. A. de Palma and R. Gary-Bobo, "Credit Contraction in a Model of the Banking Industry," October 1994.
27. P. Jacquinet et F. Mihoubi, « Dynamique et hétérogénéité de l'emploi en déséquilibre », septembre 1995.
28. G. Salmat, « Le retournement conjoncturel de 1992 et 1993 en France : une modélisation VAR », octobre 1994.
29. J. Henry and J. Weidmann, "Asymmetry in the EMS Revisited: Evidence from the Causality Analysis of Daily Eurorates," February 1994 revised October 1994.
30. O. De Bandt, "Competition Among Financial Intermediaries and the Risk of Contagious Failures," September 1994 revised January 1995.
31. B. Bensaïd et A. de Palma, « Politique monétaire et concurrence bancaire », janvier 1994 révisé en septembre 1995.
32. F. Rosenwald, « Coût du crédit et montant des prêts : une interprétation en terme de canal large du crédit », septembre 1995.
33. G. Cette et S. Mahfouz, « Le partage primaire du revenu : constat descriptif sur longue période », décembre 1995.
34. H. Pagès, "Is there a Premium for Currencies Correlated with Volatility? Some Evidence from Risk Reversals," January 1996.
35. E. Jondeau and R. Ricart, "The Expectations Theory: Tests on French, German and American Euro-rates," June 1996.
36. B. Bensaïd et O. De Bandt, « Les stratégies "stop-loss" : théorie et application au Contrat Notionnel du Matif », juin 1996.
37. C. Martin et F. Rosenwald, « Le marché des certificats de dépôts. Écarts de taux à l'émission : l'influence de la relation émetteurs-souscripteurs initiaux », avril 1996.

38. Banque de France - CEPREMAP - Direction de la Prévision - Erasme - INSEE - OFCE, « Structures et propriétés de cinq modèles macroéconomiques français », juin 1996.
39. F. Rosenwald, « L'influence des montants émis sur le taux des certificats de dépôts », octobre 1996.
40. L. Baumel, « Les crédits mis en place par les banques AFB de 1978 à 1992 : une évaluation des montants et des durées initiales », novembre 1996.
41. G. Cette et E. Kremp, « Le passage à une assiette valeur ajoutée pour les cotisations sociales : Une caractérisation des entreprises non financières “gagnantes” et “perdantes” », novembre 1996.
42. S. Avouyi-Dovi, E. Jondeau et C. Lai Tong, « Effets “volume”, volatilité et transmissions internationales sur les marchés boursiers dans le G5 », avril 1997.
43. E. Jondeau et R. Ricart, « Le contenu en information de la pente des taux : Application au cas des titres publics français », juin 1997.
44. B. Bensaïd et M. Boutillier, « Le contrat notionnel : efficience et efficacité », juillet 1997.
45. E. Jondeau et R. Ricart, « La théorie des anticipations de la structure par terme : test à partir des titres publics français », septembre 1997.
46. E. Jondeau, « Représentation VAR et test de la théorie des anticipations de la structure par terme », septembre 1997.
47. E. Jondeau et M. Rockinger, « Estimation et interprétation des densités neutres au risque : Une comparaison de méthodes », octobre 1997.
48. L. Baumel et P. Sevestre, « La relation entre le taux de crédits et le coût des ressources bancaires. Modélisation et estimation sur données individuelles de banques », octobre 1997.
49. P. Sevestre, “On the Use of Banks Balance Sheet Data in Loan Market Studies : A Note,” October 1997.
50. P.-C. Hautcoeur and P. Sicsic, “Threat of a Capital Levy, Expected Devaluation and Interest Rates in France during the Interwar Period,” January 1998.
51. P. Jacquinet, « L'inflation sous-jacente à partir d'une approche structurelle des VAR : une application à la France, à l'Allemagne et au Royaume-Uni », janvier 1998.
52. C. Bruneau et O. De Bandt, « La modélisation VAR structurel : application à la politique monétaire en France », janvier 1998.
53. C. Bruneau and E. Jondeau, “Long-Run Causality, with an Application to International Links between Long-Term Interest Rates,” June 1998.
54. S. Coutant, E. Jondeau and M. Rockinger, “Reading Interest Rate and Bond Futures Options’ Smiles: How PIBOR and Notional Operators Appreciated the 1997 French Snap Election,” June 1998.
55. E. Jondeau et F. Sédillot, « La prévision des taux longs français et allemands à partir d'un modèle à anticipations rationnelles », juin 1998.

56. E. Jondeau and M. Rockinger, "Estimating Gram-Charlier Expansions with Positivity Constraints," January 1999.
57. S. Avouyi-Dovi and E. Jondeau, "Interest Rate Transmission and Volatility Transmission along the Yield Curve," January 1999.
58. S. Avouyi-Dovi et E. Jondeau, « La modélisation de la volatilité des bourses asiatiques », janvier 1999.
59. E. Jondeau, « La mesure du ratio rendement-risque à partir du marché des euro-devises », janvier 1999.
60. C. Bruneau and O. De Bandt, "Fiscal Policy in the Transition to Monetary Union: A Structural VAR Model," January 1999.
61. E. Jondeau and R. Ricart, "The Information Content of the French and German Government Bond Yield Curves: Why Such Differences?," February 1999.
62. J.-B. Chatelain et P. Sevestre, « Coûts et bénéfices du passage d'une faible inflation à la stabilité des prix », février 1999.
63. D. Irac et P. Jacquinot, « L'investissement en France depuis le début des années 1980 », avril 1999.
64. F. Mihoubi, « Le partage de la valeur ajoutée en France et en Allemagne », mars 1999.
65. S. Avouyi-Dovi and E. Jondeau, "Modelling the French Swap Spread," April 1999.
66. E. Jondeau and M. Rockinger, "The Tail Behavior of Stock Returns: Emerging Versus Mature Markets," June 1999.
67. F. Sédillot, « La pente des taux contient-elle de l'information sur l'activité économique future ? », juin 1999.
68. E. Jondeau, H. Le Bihan et F. Sédillot, « Modélisation et prévision des indices de prix sectoriels », septembre 1999.
69. H. Le Bihan and F. Sédillot, "Implementing and Interpreting Indicators of Core Inflation: The French Case," September 1999.
70. R. Lacroix, "Testing for Zeros in the Spectrum of an Univariate Stationary Process: Part I," December 1999.
71. R. Lacroix, "Testing for Zeros in the Spectrum of an Univariate Stationary Process: Part II," December 1999.
72. R. Lacroix, "Testing the Null Hypothesis of Stationarity in Fractionally Integrated Models," December 1999.
73. F. Chesnay and E. Jondeau, "Does correlation between stock returns really increase during turbulent period?," April 2000.
74. O. Burkart and V. Coudert, "Leading Indicators of Currency Crises in Emerging Economies," May 2000.
75. D. Irac, "Estimation of a Time Varying NAIRU for France," July 2000.

76. E. Jondeau and H. Le Bihan, "Evaluating Monetary Policy Rules in Estimated Forward-Looking Models: A Comparison of US and German Monetary Policies," October 2000.
77. E. Jondeau and M. Rockinger, "Conditional Volatility, Skewness, and Kurtosis: Existence and Persistence," November 2000.
78. P. Jacquinet et F. Mihoubi, « Modèle à Anticipations Rationnelles de la CONjoncture Simulée : MARCOS », novembre 2000.
79. M. Rockinger and E. Jondeau, "Entropy Densities: With an Application to Autoregressive Conditional Skewness and Kurtosis," January 2001.
80. B. Amable and J.-B. Chatelain, "Can Financial Infrastructures Foster Economic Development?," January 2001.
81. J.-B. Chatelain and J.-C. Teurlai, "Pitfalls in Investment Euler Equations," January 2001.
82. M. Rockinger and E. Jondeau, "Conditional Dependency of Financial Series: An Application of Copulas," February 2001.
83. C. Florens, E. Jondeau and H. Le Bihan, "Assessing GMM Estimates of the Federal Reserve Reaction Function," March 2001.
84. J.-B. Chatelain, "Mark-up and Capital Structure of the Firm facing Uncertainty," June 2001.
85. B. Amable, J.-B. Chatelain and O. De Bandt, "Optimal capacity in the Banking Sector and Economic Growth," June 2001.
86. E. Jondeau and H. Le Bihan, "Testing for a Forward-Looking Phillips Curve. Additional Evidence from European and US Data," December 2001.
87. G. Clette, J. Mairesse et Y. Kocoglu, « Croissance économique et diffusion des TIC : le cas de la France sur longue période (1980-2000) », décembre 2001.
88. D. Irac and F. Sédillot, "Short Run Assessment of French Economic activity Using OPTIM," January 2002.
89. M. Baghli, C. Bouthevillain, O. de Bandt, H. Fraisse, H. Le Bihan et Ph. Rousseaux, « PIB potentiel et écart de PIB : quelques évaluations pour la France », juillet 2002.
90. E. Jondeau and M. Rockinger, "Asset Allocation in Transition Economies," October 2002.
91. H. Pagès and J.A.C Santos, "Optimal Supervisory Policies and Depositor-Preferences Laws," October 2002.
92. C. Loupias, F. Savignac and P. Sevestre, "Is There a Bank Lending Channel in France ? Evidence from Bank Panel Data," November 2002.
93. M. Ehrmann, L. Gambacorta, J. Martínez-Pagés, P. Sevestre and A. Worms, "Financial systems and The Role in Monetary Policy transmission in The Euro Area," November 2002.
94. S. Avouyi-Dovi, D. Guégan et S. Ladoucette, « Une mesure de la persistance dans les indices boursiers », décembre 2002.

Pour tous commentaires ou demandes sur les Notes d'Études et de Recherche, contacter la bibliothèque du Centre de recherche à l'adresse suivante :

For any comment or enquiries on the Notes d'Études et de Recherche, contact the library of the Centre de recherche at the following address :

BANQUE DE FRANCE
41-1391 - Centre de recherche
75049 Paris Cedex 01
tél : 01 42 92 49 55
fax : 01 42 92 62 92
email : thierry.demoulin@banque-france.fr