

## MÉSALIGNEMENTS ET VOLATILITÉ

**Christophe Boucher et Armand Derhy**

**Dalloz** | *Revue d'économie politique*

**2011/6 - Vol. 121**  
**pages 839 à 869**

**ISSN 0373-2630**

Article disponible en ligne à l'adresse:

-----  
<http://www.cairn.info/revue-d-economie-politique-2011-6-page-839.htm>  
-----

Pour citer cet article :

-----  
Boucher Christophe et Derhy Armand, « Mésalignements et volatilité »,  
*Revue d'économie politique*, 2011/6 Vol. 121, p. 839-869.  
-----

Distribution électronique Cairn.info pour Dalloz.

© Dalloz. Tous droits réservés pour tous pays.

La reproduction ou représentation de cet article, notamment par photocopie, n'est autorisée que dans les limites des conditions générales d'utilisation du site ou, le cas échéant, des conditions générales de la licence souscrite par votre établissement. Toute autre reproduction ou représentation, en tout ou partie, sous quelque forme et de quelque manière que ce soit, est interdite sauf accord préalable et écrit de l'éditeur, en dehors des cas prévus par la législation en vigueur en France. Il est précisé que son stockage dans une base de données est également interdit.

# Mésalignements et volatilité

Christophe Boucher\*  
Armand Derhy\*\*

Nous examinons le pouvoir prédictif sur la volatilité des actions aux États-Unis de deux variables de mésalignement définies par les déviations temporaires de la relation de long terme entre les ratios de valorisation (bénéfice-cours et dividende-cours) et l'inflation courante. Ces variables de mésalignement permettent non seulement de prévoir les rentabilités futures à un horizon mensuel mais possèdent également un pouvoir prédictif significatif sur la volatilité. Nos résultats suggèrent également un effet de seuil où seuls les mésalignements dépassant un certain niveau de surévaluation ont un impact positif et significatif sur la volatilité future. Ces derniers résultats plaident donc plutôt pour une interprétation en termes de bulles spéculatives.

*volatilité réalisée - prévisibilité - mésalignements*

## *Misalignments and volatility*

The paper considers forecasting regressions of US equities "realized volatility" on two misalignment measures defined by the temporary deviations from the common trend between valuation ratios (earning-price and dividend-price) and current inflation. Results show that these misalignments are useful to predict in-sample and out-of-sample stock market volatility at monthly horizons. The analysis also reveals a threshold effect where only misalignments exceeding a certain level of overvaluation have a positive and significant impact on future volatility. These suggest that the relationship between misalignments and future volatility is due to the presence of speculative bubbles.

*realized volatility - volatility forecasting - misalignments*

*Classification JEL: G12, C53, E44*

## 1. Introduction

Plusieurs recherches empiriques récentes suggèrent que certaines variables macrofinancières liées au déroulement du cycle d'activité qui prévoient

\* A.A.Advisors-QCG (ABN AMRO), Variances et université de Paris-1 (CES/CNRS). E-mail : [Christophe.boucher@univ-paris1.fr](mailto:Christophe.boucher@univ-paris1.fr). Correspondance : Christophe Boucher, MSE, 106 boulevard de l'Hôpital, 75647 Paris cedex 13.

\*\* Professeur de Finance à l'ESG.

les rentabilités espérées permettent également de prévoir la volatilité conditionnelle de ces rentabilités espérées (e.g., Lettau et Ludvigson [2010] ; Markering et Verbeek [2005]). Dans cet article, nous examinons le pouvoir prédictif sur la volatilité des actions de deux variables de mésalignement<sup>1</sup> qui possèdent un pouvoir prédictif sur les rentabilités futures. Ces deux variables sont définies par les déviations temporaires de la relation de long terme entre les ratios de valorisation (bénéfice-cours et dividende-cours) et l'inflation courante.

Les mésalignements sont susceptibles d'agir sur la volatilité future pour deux raisons. D'abord, en raison de l'« asymétrie de la volatilité » : la volatilité tend à augmenter après des rentabilités négatives. Ce type d'asymétrie est généralement attribué à un « effet de levier » (e.g., Duffee [1995]) par lequel une chute des cours entraîne la hausse du ratio dette/fonds propres des sociétés (le levier financier) et par conséquent celle du risque et de la volatilité. Ainsi, toute variable qui possède un pouvoir prédictif sur les rentabilités futures, telles que des variables de mésalignement détient potentiellement un pouvoir prédictif sur la volatilité future, au travers du mécanisme bien connu du retour à la moyenne.

Aussi, l'existence de bulles spéculatives modélisées d'abord dans le cadre des anticipations rationnelles par Blanchard et Watson [1982] puis plus récemment en considérant par exemple des limites à l'arbitrage, une hétérogénéité des investisseurs et des défauts de coordination entre les arbitragistes (Abreu et Brunnermeier [2003]), peut générer une relation entre mésalignement et volatilité. L'espérance d'éclatement de la bulle – un événement avec une faible probabilité mais qui produit de larges rentabilités négatives – après une surévaluation des cours induit une augmentation de la volatilité conditionnelle.

Nous mesurons la volatilité de façon classique par la volatilité réalisée définie à partir de l'écart type des rentabilités journalières. L'utilisation récurrente de ce type de mesure dans la littérature s'est récemment trouvée justifiée théoriquement. Andersen *et alii* [2003a] montrent, dans le cadre de la théorie des variations quadratiques, que la variance réalisée permet souvent de mieux capturer la volatilité que des modèles GARCH paramétriques complexes et restrictifs ou des modèles à volatilité stochastique. Aussi, l'utilisation de la volatilité réalisée nous permet d'employer les procédures de modélisation et de prévisions des séries temporelles traditionnelles fondées sur des variables conditionnelles prédéterminées.

Nos deux variables de mésalignement sont définies à partir des chocs transitoires qui affectent les relations de long terme entre le ratio bénéfice-cours et le taux d'inflation courant d'une part, et le ratio dividende cours et le taux d'inflation courant d'autre part. Ces variables dénommées respectivement  $epi_t$  et  $dpi_t$  possèdent un pouvoir prédictif en échantillon et hors échantillon sur les rentabilités réelles et excédentaires à des horizons trimestriels (Boucher [2006a,b]). En outre, l'information contenue dans ces variables de mésalignement apparaît différente de celle que possèdent les varia-

1. Anglicisme, on appellera « mésalignement » tout écart entre le prix des actions observé et leur valeur fondamentale préalablement spécifiée.

bles prédictives communément utilisées dans la littérature et souvent considérées comme liées à l'évolution contra-cyclique de la rentabilité espérée.

Dans le cadre du modèle de la valeur actuelle, ces relations de long terme entre les ratios de valorisation et l'inflation courante peuvent refléter soit l'utilisation erronée de la part des investisseurs d'un taux d'intérêt nominal pour actualiser les dividendes et bénéfices réels futurs, soit une prime de risque de long terme subjective contre l'inflation<sup>2</sup>. L'existence de telles relations de long terme implique que les écarts par rapport à ces relations, qui constituent nos variables de mésalignement, seront corrigés dans le futur et sont par conséquent temporaires.

Les résultats obtenus indiquent que ces variables de mésalignement permettent non seulement de prévoir les rentabilités futures à un horizon mensuel mais possèdent également un pouvoir prédictif significatif sur la volatilité en échantillon et hors échantillon à des fréquences mensuelles. Nos résultats suggèrent également un effet de seuil où seuls les mésalignements dépassant un certain niveau de surévaluation ont un impact positif et significatif sur la volatilité future. Ces derniers résultats plaident donc plutôt pour une interprétation en termes de bulles spéculatives.

Ces résultats apparaissent originaux à deux points de vue. D'une part, si de nombreux travaux ont montré que la volatilité des actions variait avec le déroulement du cycle d'activité et tendait à augmenter lors des périodes de forte incertitude telles que les tensions géopolitiques ou les crises financières internationales (cf. par exemple, Schwert [1989a,b], Brandt et Kang [2004]), aucun à notre connaissance ne s'est intéressé à l'impact des mésalignements sur la volatilité. Depuis l'article séminal de Shiller [1981], la littérature s'est plutôt attachée à comprendre si la volatilité des actions était « excessive » au regard de celle de leur valeur fondamentale. D'autre part, il n'existe à notre connaissance aucune étude s'intéressant à la capacité prédictive hors échantillon de modèles liant des conditions macrofinancières à la volatilité des rentabilités<sup>3</sup>.

Les décideurs publics et les praticiens des marchés portent un intérêt particulier à la compréhension des origines de la volatilité des marchés financiers et spécialement du marché des actions. Les premiers sont concernés par ses principaux déterminants et ses effets en retour sur l'activité économique. Les seconds se préoccupent de ses effets directs sur l'évaluation et la couverture des instruments dérivés et doivent la prévoir afin d'optimiser l'allocation de leurs portefeuilles et de gérer au mieux les risques.

---

2. Cette relation peut également refléter une corrélation entre l'inflation et la croissance économique future anticipée mais de nombreuses études empiriques ont montré que le pouvoir prédictif des ratios de valorisation sur les dividendes et l'activité future était extrêmement faible (par exemple, Campbell [2003]). Nous renvoyons le lecteur à Boucher [2006b] pour une discussion de l'interprétation de ces résultats.

3. Certains résultats préliminaires présentés par Marquering et Verbeek [2005] ne sont pas particulièrement encourageant. Ces auteurs s'intéressent à la stabilité temporelle de régressions prédictives récursives de la volatilité et mettent en évidence une forte instabilité des prévisions. La proportion de signes correctement prédits sur des fenêtres glissantes de 60 mois évolue fortement avec le temps et se dégrade fortement à partir de la seconde moitié de la décennie 1980.

La suite de cet article est organisée comme suit : nous commençons par présenter nos mesures de la volatilité, les variables retenues et quelques résultats préliminaires concernant la prévisibilité des rentabilités. Les résultats des régressions prédictives sur la volatilité sont exposés dans la section 3. Nous concluons dans la section 4.

## 2. Le cadre d'analyse

Nous exposons d'abord les mesures retenues de la volatilité, puis dans un second temps nos données. Enfin, nous présentons quelques résultats préliminaires concernant la prévisibilité des rentabilités à un horizon mensuel.

### 2.1. Nos mesures de la volatilité

La volatilité fait référence à l'écart de tous les paiements possibles d'une variable incertaine. Elle est intrinsèquement un processus inobservable latent et il est donc nécessaire de l'estimer. L'approche la plus répandue consiste à constater *ex post* les fluctuations des rentabilités mesurées par l'écart type ou la variance des rentabilités sur l'échantillon. Celles-ci sont en général elles-mêmes calculées à partir des prix de clôture, c'est-à-dire des séries de prix arbitrairement observés. Avec l'apparition de séries de haute fréquence, ces mesures de la volatilité réalisée se sont affinées et permettent de prendre en compte les trajectoires des prix à l'intérieur de la période de référence. Andersen et Bollerslev [1998] montrent que bien que la rentabilité journalière au carré est un estimateur non biaisé de la volatilité réalisée quotidienne, elle reste extrêmement bruitée lorsque la composante idiosyncratique des rentabilités journalières est élevée. Au contraire, la volatilité réalisée lorsqu'elle est mesurée à partir de données intra-journalières est sensiblement moins bruitée et relativement plus stable temporellement. La disponibilité de telles données est toutefois relativement récente et ne nous permet pas des les mobiliser dans notre étude empirique qui couvre plus d'un demi-siècle.

Il existe d'autres mesures de la volatilité possibles telles que l'estimation de densités non paramétriques, l'estimation de modèles ARCH ou GARCH développés par Engle [1982], Bollerslev [1986] et Nelson [1991], l'estimation des modèles à volatilité stochastique faisant intervenir des variables latentes dans la spécification de la volatilité ou encore l'utilisation du carré des résidus d'une régression des rentabilités sur des variables conditionnelles<sup>4</sup>.

Toutefois, Andersen *et alii* [2003 a] montrent de manière formelle que le concept de volatilité réalisée est, dans le cadre de la théorie des variations

4. Nous renvoyons le lecteur à Andersen *et alii* [2006] pour une présentation synthétique de l'éventail des travaux sur l'estimation de la volatilité.

quadratiques et sous certaines conditions appropriées, un estimateur asymptotique sans biais de la volatilité actuelle. Ils montrent également que les mesures non paramétriques de la volatilité telles que la volatilité réalisée bénéficient du fait qu'elles ne nécessitent aucune hypothèse particulière concernant la forme fonctionnelle des paramètres. La volatilité réalisée est en conséquence une mesure canonique et naturelle de la volatilité journalière. Elle permet, en outre, l'utilisation des méthodes traditionnelles de modélisation et de prévision des séries temporelles à partir de variables d'état prédéterminées. Cette approche, fréquemment adoptée depuis l'article séminal de Schwert [1989a], a été utilisée récemment par Marquering et Verbeek [2004] et Ludvigson et Ng [2006] parmi d'autres.

Notre étude empirique repose sur des données principalement mensuelles. Afin de mesurer la volatilité des rentabilités à cette fréquence, nous suivons l'approche de Merton [1980], Schwert [1989a] et Andersen *et alii* [2003b] qui consiste à mesurer l'écart-type des rentabilités journalières réalisées à chaque période.

Nous calculons ainsi l'écart-type de l'indice S& P Composite à partir des rentabilités journalières de chaque période de janvier 1950 à février 2006 :

$$VOL_t = \sqrt{\sum_{j=1}^{J_t} (r_{j,t} - \bar{r}_t)^2} \tag{1}$$

où  $J_t$  est le nombre de jours à chaque période,  $r_{j,t}$  est la rentabilité de l'indice le jour  $j$  mesuré par le logarithme du ratio des cours de clôtures journaliers successifs de l'indice et  $\bar{r}_t$  est la moyenne des rentabilités journalières à chaque période  $t$ .

En plus de l'écart-type (équation 1), nous avons retenu la somme des rentabilités au carré, comme mesure alternative de la volatilité :

$$VAR_t = \sum_{j=1}^{J_t} r_{j,t}^2 \tag{2}$$

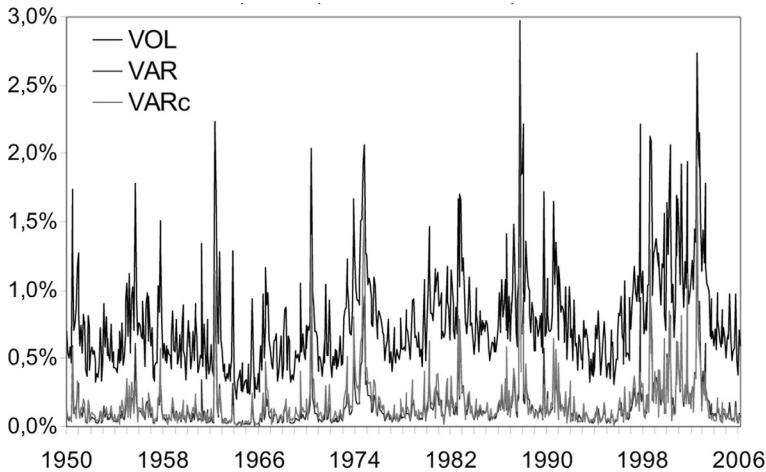
Cette mesure communément utilisée dans la littérature ne prend pas en compte la moyenne des rentabilités à l'intérieur de chaque mois qui est très faible (voir Merton [1980]). Elle est en ce sens généralement dénommée « variance réalisée des rentabilités journalières ».

Toutefois, lorsque les rentabilités journalières sont positivement autocorrélées, l'estimateur (2) sous-estime la vraie volatilité mensuelle. Afin de corriger ce biais, nous utilisons la méthode proposée par French, Schwert et Stambaugh [1987] qui consiste à ajouter deux fois la somme du produit des rentabilités adjacentes<sup>5</sup> :

$$VAR_t^c = \sum_{j=1}^{J_t} r_j^2 + 2 \sum_{j=2}^{J_t} r_j r_{j-1} \tag{3}$$

5. Ce terme d'ajustement pour l'autocorrélation dans l'équation (2) est utilisé par exemple par Bali et Peng [2006] lorsqu'ils calculent la volatilité mensuelle à partir de données quotidiennes.

Ces trois mesures sont relativement similaires comme en témoigne leur représentation sur le graphique 1. Leurs coefficients de corrélation respectifs sont par ailleurs supérieurs à 81,6 %. Par la suite, nous montrerons que nos résultats sont qualitativement similaires quelle que soit la mesure retenue. Notons que conformément aux résultats de Schwert [1991] et Campbell *et alii* [2001], la volatilité du marché dans son ensemble ne montre pas de tendance particulière à long terme<sup>6</sup>, l'augmentation de la volatilité constatée à la fin de la décennie 1990 n'ayant pas persisté.



**Graphique 1. Différentes mesures de la volatilité mensuelle réalisée de l'indice S&P Composite (1950M1-2006M2)**

Note : Les différentes mesures de la volatilité sont définies par les équations 1, 2 et 3. Le point correspondant à octobre 1987 apparaît en dehors de l'échelle du graphique ( $VOL_{1987M10} = 0,1$ ).

## 2.2. Présentation des données et statistiques descriptives

Notre analyse empirique considère un ensemble de variables prédictives qui prévalent dans la littérature empirique sur la prévisibilité des premiers et seconds moments de la rentabilité des actions aux États-Unis. Concernant la prévision des rentabilités, ces variables incluent, le taux de distribution des dividendes (Lamont [1998]),  $d_t - e_t$ , la prime de défaut (Fama et French [1988]),  $DEF_t$ , mesurée par le spread entre les obligations Moody notées BAA et AAA, la pente de la courbe des taux (Fama et French [1988]),  $TRM_t$ , mesu-

6. Contrairement à la volatilité des titres individuels qui a sensiblement augmenté entre 1962 et 1997. Campbell *et alii* [2001] ont ainsi montré que la volatilité idiosyncratique a plus que doublé sur cette période.

rée par l'écart entre le rendement des obligations gouvernementales à 10 ans et celui des bons du Trésor à trois mois, le rendement des Bons du Trésor « détrendé » (Campbell [1991], Hodrick [1992]),  $RREL_{i,t}$ , mesuré par le rendement des Bons du Trésor à 30 jours moins sa moyenne mobile sur douze mois, le logarithme du ratio bénéfice-cours et du ratio dividende-cours (cf. par exemple, Fama et French [1988], Campbell et Shiller [1988], Campbell [1991], Hodrick [1992]),  $d_t - p_t$  et  $e_t - p_t$ , le logarithme du ratio consommation-richeesse (Lettau et Ludvigson [2001 et 2010]),  $cay_t$ .

A l'exception du taux de distribution des dividendes, le pouvoir prédictif de ces variables sur les rentabilités futures est souvent interprété comme une conséquence du comportement contracyclique de la prime de risque espérée. Quant à la variable,  $d_t - e_t$ , Lamont [1998] avance que des dividendes élevés précèdent des rentabilités élevées alors que des bénéfices importants précèdent des rentabilités faibles.

Concernant la prévisibilité de la volatilité des rentabilités, nous avons retenu le spread sur le papier commercial,  $CP_{i,t}$ , mesuré par la différence entre le rendement du papier commercial et celui des bons du Trésor à trois mois, ainsi que le rendement nominal des obligations à un an,  $TBY_{i,t}$ . Ces deux dernières variables en plus de la prime de défaut,  $DEF_{i,t}$ , sont utilisées par Whitelaw [1994] pour prévoir la volatilité à des horizons mensuel et trimestriel. Aussi, Lettau et Ludvigson [2010] ont montré que le ratio consommation-richeesse,  $cay_{i,t}$ , permettait de prévoir non seulement les rentabilités mais également leur volatilité à des horizons trimestriels.

Nos variables de mésalignement sont définies à partir des tendances communes du logarithme du ratio bénéfice-cours et de l'inflation d'une part ( $e\hat{p}_i$ ) et du logarithme du ratio dividende-cours et de l'inflation d'autre part ( $d\hat{p}_i$ )<sup>7</sup>. L'utilisation des bénéfices permet de s'affranchir des changements dans la politique financière des entreprises qui affectent les dividendes (Campbell [2000]). Nous estimons par la méthode des moindres carrés ordinaires dynamiques les paramètres des relations de cointégration. Nos variables de mésalignement,  $e\hat{p}_i$  et  $d\hat{p}_i$ , correspondent alors aux déviations (du logarithme) des ratios de valorisation de leurs valeurs prédites par ces régressions cointégrantes.

Les données concernant le marché des actions (dividendes, bénéfices et cours) correspondent à l'indice S&P Composite. Le logarithme de la rentabilité réelle des actions,  $r_{i,t}$ , est mesuré sans les dividendes à partir des cours déflatés de l'indice des prix à la consommation. L'inflation est mesurée à partir de l'indice des prix à la consommation. Notre étude couvre la période 1950M1-2006M2 à l'exception des analyses menées à partir de la variable  $c\hat{a}y_{i,t}$ , disponible seulement à une fréquence trimestrielle, qui couvre la période 1951T4-2005T1<sup>8</sup>. Les sources de ces données sont présentées en annexe.

7. Le test du maximum de vraisemblance de Johansen et Juselius [1990] indique que les deux ratios de valorisation sont cointégrés au seuil de 1 % avec l'inflation courante (résultats en annexe 2 – table A1).

8. Notre analyse est contrainte par la disponibilité des données des cours de clôtures journaliers de l'indice S & P Composite.



Le tableau 1 présente les coefficients de corrélation et quelques statistiques descriptives de la plupart des variables mobilisées. Nos mesures de mésalignement des cours apparaissent corrélées positivement avec la rentabilité réelle et négativement avec notre mesure de la volatilité. Elles sont en outre très fortement corrélées avec le ratio dividende-cours et le ratio bénéfice-cours. Pour les autres variables, les coefficients de corrélation apparaissent toujours inférieurs à 0,60 en valeur absolue. Relativement à leur moyenne, nos mesures de mésalignement varient moins que les ratios de valorisation,  $d_t - p_t$  et  $e_t - p_t$ , et sont moins persistantes. Par ailleurs, plusieurs variables prédictives potentielles apparaissent fortement persistantes.

On constate que le coefficient de *skewness* de la volatilité est différent de 0 (valeur théorique pour la loi normale) et positif. Le coefficient de *kurtosis* de la volatilité est également très élevé, c'est-à-dire largement supérieur à 3 (valeur du coefficient de *kurtosis* pour la loi normale). Cet excès de *kurtosis* témoigne d'une forte probabilité d'occurrence de points extrêmes, ce qui est couramment observé pour le marché des actions caractérisé par des périodes relativement rares de volatilité élevée<sup>9</sup>.

Comme le notent Andersen *et alii* [2003b], la transformation logarithmique de la volatilité réalisée permet de corriger ces excès de *skewness* et de *kurtosis*, la distribution du logarithme de la volatilité réalisée étant approximativement gaussienne. En effet, après transformation logarithmique, les coefficients de *skewness* et de *kurtosis* de la volatilité réalisée sont respectivement de 0,36 et 3,77. La transformation logarithmique permet en outre d'atténuer le poids important des périodes relativement rares de volatilité élevée que donne la volatilité réalisée (Engle et Patton [2000]). Les résultats présentés ci-après restent cependant qualitativement les mêmes, que les séries aient subi ou non une transformation logarithmique.

### 2.3. La prévisibilité des rentabilités

Nous disposons à présent d'un ensemble de variables macrofinancières identifiées dans la littérature empirique susceptibles de prévoir les rentabilités futures. Afin de présenter de manière synthétique les résultats des différentes études empiriques réalisées par le passé, nous avons estimé les régressions prédictives en échantillon suivantes<sup>10</sup> :

$$r_{t+1} = \delta_1 + \delta_2 X_t + \zeta_{t+1} \quad [4]$$

où  $X_t$  inclut différentes combinaisons de variables potentiellement prédictives et où la variable dépendante est la rentabilité avancée d'une période.

9. Ces caractéristiques sont également observées pour nos deux autres mesures de la volatilité, *i.e.* la variance réalisée et la variance corrigée de l'autocorrélation.

10. Afin de tenir compte d'éventuels phénomènes d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation sérielle, nous reportons les statistiques de student corrigées par la méthode de Newey-West [1987].

**Tableau 1 Statistiques descriptives**

Matrice des Corrélations											
$r_t$	$VOL_t$	$RREL_t$	$DEF_t$	$TBIY_t$	$d_t - e_t$	$e_t - p_t$	$d_t - p_t$	$epi_t$	$dpi_t$	$CP_t$	$c\hat{a}y_t$
1,0000	-0,3734	-0,2190	0,0613	-0,1362	0,0099	-0,0712	-0,0519	0,0233	0,0080	-0,2127	-0,0346
$VOL_t$	1,0000	-0,0780	0,2290	0,1230	-0,1107	-0,1091	-0,1871	-0,1531	-0,2146	0,2470	-0,0649
$RREL_t$		1,0000	-0,3382	0,2249	-0,3553	0,1683	0,0102	0,0768	-0,0551	0,0861	-0,1367
$DEF_t$			1,0000	0,5988	0,0691	0,3793	0,3401	0,3154	0,2916	0,1573	0,0416
$TBIY_t$				1,0000	-0,1556	0,5897	0,4283	0,4371	0,3167	0,4393	0,0153
$d_t - e_t$					1,0000	-0,1972	0,2642	-0,151	0,264	-0,0711	0,3016
$e_t - p_t$						1,0000	0,8834	0,9267	0,8132	0,3886	0,1727
$d_t - p_t$							1,0000	0,8580	0,9702	0,3497	0,3111
$epi_t$								1,0000	0,8806	0,3242	0,2195
$dpi_t$									1,0000	0,3029	0,3069
$CP_t$										1,0000	-0,0307
$c\hat{a}y_t$											1,0000

Statistiques Univariées

Moy.	0,0030	0,0080	0,0190	0,9440	-0,7124	-2,7567	-3,4767	-0,0347	-0,0421	0,6297	-0,0001
Ecart Type	0,0345	0,0043	1,0346	0,4124	0,1871	0,4001	0,4212	0,3713	0,4094	0,4697	0,0133
Skewness	-0,7057	4,3295	-0,1802	1,4323	-0,4147	-0,0341	-0,7734	-0,2531	-0,8072	2,5014	-0,1385
Kurtosis	4,9081	46,9165	5,7740	5,2564	4,2302	2,5529	2,8120	3,0626	3,3099	13,7123	2,9660

Autocorr. (1)	0,245	0,538	0,901	0,973	0,988	0,993	0,993	0,912	0,963	0,858	0,852
Autocorr. (2)	0,026	0,445	0,740	0,936	0,968	0,982	0,984	0,886	0,948	0,713	0,736
Autocorr. (3)	0,029	0,392	0,601	0,908	0,950	0,970	0,975	0,862	0,935	0,575	0,641

Note : Ce tableau montre les statistiques descriptives des variables mobilisées pour notre analyse. Les statistiques présentées concernent l'échantillon mensuel qui couvre la période 1953M4-2006M2 sauf pour la variable  $CP_t$  disponible sur une période plus réduite (1964M6-2006M2) et la variable  $c\hat{a}y_t$  disponible uniquement en fréquence trimestrielle (1951T4-2005T1). Le nombre de retards est déterminé à partir de la méthode du général au spécifique. \* indique le non-rejet de l'hypothèse nulle de racine unitaire au seuil de 5 %.

Le tableau 2 présente les résultats de ces estimations. Notons que généralement, le pouvoir prédictif de ces variables est mis en évidence à des horizons trimestriels. Les seules variables possédant un pouvoir prédictif sur cet échantillon sont nos mesures de mésalignement,  $e\hat{p}_i$ , et  $d\hat{p}_i$ , et le bon du Trésor détrendé,  $RREL_i$ . L'introduction des mesures de mésalignement dans le modèle de marché aléatoire ou dans le modèle à rentabilité constante permet d'améliorer la prévision de la variation des cours à la période suivante (lignes 1 à 6). Le ratio dividende-cours, le ratio bénéfice-cours, le taux de distribution des dividendes, la prime de défaut et la pente de la courbe des taux ne possèdent en revanche aucun pouvoir prédictif à l'horizon d'un mois<sup>11</sup>. Le pouvoir prédictif de  $e\hat{p}_i$  et  $d\hat{p}_i$  est toujours supérieur à celui des ratios de valorisation traditionnels,  $e_t - p_t$  et  $d_t - p_t$ <sup>12</sup>.

### 3. La prévisibilité de la volatilité : les résultats empiriques

Nous présentons dans un premier temps les résultats des régressions prédictives en échantillon. Les résultats des tests hors échantillon seront exposés dans un second temps. Enfin, nous nous intéresserons à d'éventuels effets d'asymétrie et de seuil entre la volatilité future et les mésalignements.

#### 3.1. Les tests en échantillon

Nous explorons d'abord le pouvoir prédictif de  $e\hat{p}_i$  et  $d\hat{p}_i$  sur la volatilité des rentabilités,  $VOL_i$ , définie par l'équation 4. Le tableau 3 présente les résultats des régressions prédictives qui incluent nos mesures de mésalignement ainsi que plusieurs variables identifiées dans la littérature comme contenant une information sur la volatilité future. Le tableau reporte les coefficients, les statistiques de student corrigées de l'hétéroscédasticité et de l'autocorrélation et les statistiques  $R^2$  corrigées de ces régressions. Afin de tenir compte de l'autocorrélation de la volatilité nous incluons un terme

11. Celui-ci apparaît à des horizons plus élevés pour ces variables. Les résultats non présentés dans cet article sont disponibles auprès des auteurs.

12. Notons que l'information quant à la rentabilité future contenue dans la variable  $d\hat{p}_i$  apparaît inférieure à celle que possède  $e\hat{p}_i$  pour les horizons supérieurs à un an. Ce phénomène s'inverse cependant lorsque les régressions prédictives sont menées à des horizons supérieurs à un an (résultats disponibles auprès de l'auteur). Ces résultats suggèrent que la relation de long terme entre le ratio dividende-cours et l'inflation réalisée est caractérisée par une force de rappel relativement plus lente et par une plus grande persistance des chocs qui l'affectent.

**Tableau 2 Régressions prédictives des rentabilités à l'horizon d'un mois**

#	Constante (t-stat)	AR(1) (t-stat)	$e\hat{p}_i$ (t-stat)	$d\hat{p}_i$ (t-stat)	$e_t - p_t$ (t-stat)	$d_t - p_t$ (t-stat)	$d_t - e_t$ (t-stat)	$RREL_t$ (t-stat)	$DEF_t$ (t-stat)	$TRM_t$ (t-stat)	$\bar{R}^2$
1	0,003 (1,946)										0,000
2	0,002 (1,824)	<b>0,238</b> (6,973)									0,056
3	0,003 (1,946)		<b>0,010</b> (2,303)								0,010
4	0,003 (1,941)			<b>0,007</b> (2,014)							0,007
5	0,003 (1,826)	<b>0,242</b> (6,822)	<b>0,009</b> (2,602)								0,067
6	0,003 (1,941)	<b>0,243</b> (6,881)		<b>0,007</b> (2,363)							0,065
7 $\diamond$	0,001 (0,253)	<b>0,215</b> (5,702)	<b>0,014</b> (2,981)								0,095
8 $\diamond$	-0,007 (-1,108)	<b>0,219</b> (5,865)		<b>0,012</b> (2,523)							0,091
9 $\diamond$	0,021 (1,380)	<b>0,223</b> (6,073)			<b>0,008</b> (1,579)						0,084
10 $\diamond$	0,022 (1,380)	<b>0,224</b> (6,073)				<b>0,008</b> (1,579)					0,084

Note : Le tableau présente les estimations des régressions par les MCO des rentabilités réelles sur différentes variables retardées. Les régressions portent sur la période 1950M1-2006M2 à l'exception des régressions présentées aux lignes 7, 8, 9 et 10 (signalées par  $\diamond$ ) qui pour des raisons de disponibilité des données portent sur une période plus réduite (1953M4-2006M2). Les statistiques de student robustes (corrigées par la méthode de Newey-West) apparaissent entre parenthèses sous les coefficients estimés. Les coefficients significatifs au seuil de 5 % sont présentés en caractères gras.

autorégressif dans chacune de nos régressions pour la variable  $VOL_t$ . Les résultats de la spécification purement autorégressive sont reportés à la ligne 1. La volatilité retardée a un impact positif et statistiquement significatif sur la volatilité courante, conformément aux travaux empiriques précédents et à l'évidence graphique de regroupements de volatilité.

Les lignes 2 à 6 indiquent que nos variables de mésalignement contiennent une information sur la volatilité future qui permet d'augmenter la statistique  $R^2$  et que cette information est supérieure à celle que possède les ratios de valorisation classiques,  $e_t - p_t$  et  $d_t - p_t$ . Nous ne pouvons tester la significativité de ces différences entre les coefficients de détermination. En revanche, les mesures de mésalignement fondées sur les bénéfices et sur les dividendes sont « significatives » alors que seul le ratio dividende-cours l'est pour les ratios de valorisation. Le signe des coefficients de  $e\hat{p}i_t$  et  $d\hat{p}i_t$  apparaît négatif ce qui implique qu'une surévaluation ( $e\hat{p}i_t$  ou  $d\hat{p}i_t < 0$ ) entraîne une augmentation de la volatilité et inversement.

L'introduction des variables  $DEF_t$ ,  $CP_t$  et  $TBY1_t$  ne détériore pas le pouvoir prédictif de nos variables de mésalignement. Ces variables de contrôle restent en outre statistiquement significatives à 5 % à l'exception de la variable  $TBY1_t$  dans la régression 10 (régression multivariée avec  $d\hat{p}i_t$ ) qui n'apparaît significative qu'au seuil de 10 %. Ces résultats suggèrent que l'information concernant la volatilité future contenue dans  $e\hat{p}i_t$  et  $d\hat{p}i_t$  est différente de celle incorporée dans ces variables additionnelles souvent considérées comme des indicateurs avancés de l'activité (Whitelaw [1994]). Nous avons également mené des régressions prédictives en ajoutant davantage de termes autorégressifs afin de tenir compte du phénomène de regroupement de volatilité ainsi qu'en considérant le logarithme de notre mesure de la volatilité. Nous avons vu précédemment en effet que l'écart-type des rentabilités est caractérisé par des coefficients de *kurtosis* et de *skewness* élevés qui peuvent potentiellement affecter la distribution des erreurs.

Le tableau 4 présente les résultats de ces estimations additionnelles ainsi que des régressions prédictives de nos deux autres mesures de la volatilité,  $VAR_t$  et  $VAR_t^c$ . Dans tous les cas, la variable  $d\hat{p}i_t$  est statistiquement significative. Ces résultats indiquent que le pouvoir prédictif de nos variables de mésalignement<sup>13</sup> est robuste à la prise en compte de nombreux termes autorégressifs, à la transformation logarithmique de notre mesure de la volatilité et à des mesures alternatives de la volatilité. La spécification logarithmique permet même d'améliorer la qualité des régressions mesurée par le  $R^2$ .

13. Nous ne présentons dans ce tableau que les résultats concernant notre mesure de mésalignement fondée sur les dividendes afin de sauvegarder de l'espace et par souci de concision. Les résultats obtenus à partir de l'autre variable fondée sur les bénéfices sont qualitativement similaires et sont disponibles auprès des auteurs.

**Tableau 3 Régressions prédictives de la volatilité**

#	Constant (t-stat)	AR(1) (t-stat)	$e\hat{p}_t$ (t-stat)	$d\hat{p}_t$ (t-stat)	$e_t - P_t$ (t-stat)	$d_t - P_t$ (t-stat)	$DEF_t$ (t-stat)	$CP_t$ (t-stat)	$TBLY_t$ (t-stat)	$\bar{R}^2$
1	<b>0,004</b> (5,327)	<b>0,538</b> (6,626)								0,288
3	<b>0,004</b> (5,597)	<b>0,518</b> (6,822)	<b>-0,001</b> (-2,733)							0,302
4	0,001 (0,953)	<b>0,528</b> (6,400)			<b>-0,001</b> (-1,809)					0,293
5	<b>0,004</b> (5,902)	<b>0,505</b> (6,610)		<b>-0,002</b> (-3,541)						0,307
6	-0,001 (-0,515)	<b>0,514</b> (6,427)				<b>-0,001</b> (-2,872)				0,301
7 $\diamond$	<b>0,002</b> (4,572)	<b>0,469</b> (4,041)	<b>-0,003</b> (-4,094)				<b>0,001</b> (2,086)		<b>0,015</b> (2,154)	0,327
8 $\diamond$	<b>0,002</b> (4,572)	<b>0,453</b> (4,041)		<b>-0,002</b> (-4,094)			<b>0,001</b> (2,421)		0,010 (1,548)	0,332
9 $\diamond\diamond$	0,000 (0,809)	<b>0,398</b> (4,041)	<b>-0,005</b> (-4,094)				<b>0,002</b> (2,976)	<b>0,002</b> (2,402)	<b>0,023</b> (2,479)	0,360
10 $\diamond\diamond$	0,000 (1,240)	<b>0,375</b> (4,214)		<b>-0,004</b> (-5,350)			<b>0,002</b> (3,696)	<b>0,002</b> (2,747)	0,014 (1,800)	0,365

Note : Le tableau présente les estimations des régressions par les MCO de la volatilité (mesurée par l'écart type réalisé) sur différentes variables retardées. Les régressions portent sur la période 1950M1-2006M2 à l'exception des régressions présentées aux lignes 7 à 10 (signalées par  $\diamond$ ) qui pour des raisons de disponibilité des données portent sur une période plus réduite (1964M7-2006M2). Les statistiques de student robustes (corrigées par la méthode de Newey-West) apparaissent entre parenthèses sous les coefficients estimés. Les coefficients significatifs au seuil de 5% sont présentés en caractères gras.

**Tableau 4 Régressions prédictives de la volatilité : résultats additionnels**

#	Constant ( <i>t</i> -stat)	AR(1) ( <i>t</i> -stat)	AR(2) ( <i>t</i> -stat)	AR(6) ( <i>t</i> -stat)	AR(12) ( <i>t</i> -stat)	$d\hat{p}_i$ ( <i>t</i> -stat)	$\bar{R}^2$
Panel A : $VOL_t$							
1	<b>0,008</b> (24,318)	<b>0,420</b> (6,621)				<b>-0,003</b> (-4,545)	0,312
2	<b>0,008</b> (24,318)		<b>0,420</b> (6,621)			<b>-0,003</b> (-4,504)	0,234
3	<b>0,008</b> (22,210)			<b>0,295</b> (4,377)		<b>-0,003</b> (-3,385)	0,152
4	<b>0,008</b> (23,481)				<b>0,169</b> (2,733)	<b>-0,003</b> (-3,713)	0,100
Panel B : $LOG(VOL_t)$							
5	<b>-4,955</b> (-132,043)	<b>0,653</b> (20,361)				<b>-0,339</b> (-4,682)	0,467
6	<b>-4,955</b> (-126,698)		<b>0,554</b> (13,673)			<b>-0,322</b> (-4,447)	0,356
7	<b>-4,957</b> (-112,297)			<b>0,413</b> (7,880)		<b>-0,243</b> (-2,751)	0,229
8	<b>-4,959</b> (-113,399)				<b>0,320</b> (5,272)	<b>-0,262</b> (-2,917)	0,168
Panel C : $VAR_t$							
5	<b>0,002</b> (8,808)	<b>0,168</b> (2,207)				<b>-0,001</b> (-3,873)	0,046
6	<b>0,002</b> (8,729)		0,135 (2,586)			<b>-0,001</b> (-3,843)	0,036
7	<b>0,002</b> (8,460)			0,086 (1,639)		<b>-0,001</b> (-3,581)	0,026
8	<b>0,002</b> (8,826)				0,020 (0,962)	<b>-0,003</b> (-3,742)	0,019
Panel D : $VAR_t^c$							
5	<b>0,002</b> (9,228)	<b>0,175</b> (2,204)				<b>-0,001</b> (-2,827)	0,038
6	<b>0,002</b> (9,129)		<b>0,144</b> (2,451)			<b>-0,001</b> (-2,812)	0,028
7	<b>0,002</b> (8,891)			<b>0,082</b> (1,972)		<b>-0,001</b> (-2,518)	0,014
8	<b>0,002</b> (9,319)				0,012 (0,582)	<b>-0,003</b> (-2,663)	0,008

Note : Le tableau présente les estimations des régressions par les MCO de différentes mesures de la volatilité des rentabilités (écart-type réalisé, logarithme de l'écart type réalisé, variance réalisée et variance réalisée corrigée de l'autocorrélation). Les régressions portent sur la période 1950M1-2006M2. Les statistiques de student robustes (corrigées par la méthode de Newey-West) apparaissent entre parenthèses sous les coefficients estimés. Les coefficients significatifs au seuil de 5 % sont présentés en caractères gras. Les colonnes AR(n) présentent la somme des coefficients autorégressifs estimés à l'ordre  $n$ .

### 3.2. Les tests hors échantillon

Les résultats présentés jusqu'ici sont tous fondés sur des régressions en échantillon. Selon Inoue et Kilian [2004], les tests en échantillon sont plus puissants que les tests hors échantillon principalement en raison du fait que ces derniers reposent sur le découpage de l'échantillon complet sur de plus petits échantillons. Aussi, Hjalmarsson [2006] montre à partir de simulations de Monte Carlo, que certains tests de prévision hors échantillon ne permettent pas de mettre en évidence une quelconque prévisibilité alors que le processus générateur de données est spécifié pour montrer une certaine prévisibilité.

Cependant, plusieurs travaux récents dont ceux de Goyal et Welch [2003 et 2004] ont montré que le pouvoir prédictif sur la rentabilité des actions de la plupart des variables identifiées dans la littérature disparaît lorsque l'on considère les tests hors échantillon. Ce résultat a été souvent interprété comme l'évidence que les régressions menées en échantillon étaient fallacieuses. Afin d'assurer la robustesse de nos résultats, nous présentons donc les résultats de plusieurs tests de prévisibilité hors échantillon de la volatilité.

Nos prévisions hors échantillon reposent sur des régressions récursives. Les prévisions hors échantillon sont fondées sur l'estimation du modèle sur une période de base de  $T$  observations à partir de laquelle une première prévision est générée. Ce modèle est ensuite réestimé sur cette première période plus une observation et une deuxième prévision est générée. Ce processus se poursuit jusqu'à ce que toutes les observations aient été utilisées. Pour les tests effectués dans cette section, nous avons utilisé le premier tiers de l'échantillon total pour l'estimation initiale du modèle (1950M1-1969M12). Nous avons réestimé le modèle ensuite jusqu'à la fin de notre échantillon (2006M2).

Nous opérons deux types de comparaisons pour examiner le pouvoir prédictif hors échantillon de  $e\hat{p}_i$  et  $d\hat{p}_i$  : des comparaisons imbriquées et non-imbriquées (*nested comparisons* et *non-nested comparisons*). Pour les comparaisons imbriquées, nous comparons un modèle restreint avec un modèle non-restreint qui inclut les mêmes variables que le modèle restreint mais avec une variable supplémentaire potentiellement prédictive. Pour les comparaisons non-imbriquées, nous comparons la performance de deux modèles concurrents c'est-à-dire de deux variables prédictives différentes.

Nous utilisons quatre statistiques pour mener ces comparaisons : le ratio de la moyenne du carré des erreurs de prévisions (MSE), le test d'encadrement (*encompassing test*) ENC-NEW de Clark et McCracken [2001], le test d'équivalence des pouvoirs prédictifs MSE-F de McCracken [2004] et le test d'encadrement de Diebold-Mariano [1995] modifié (MDM) proposé par Harvey, Leybourne et Newbold [1998]. Nous appliquons les tests



ENC-NEW<sup>14</sup> et MSE-F pour les comparaisons imbriquées et le test MDM<sup>15</sup> pour les comparaisons non-imbriquées. Le ratio MSE est présenté pour les deux types de comparaison.

Le test ENC-NEW est une version modifiée de la statistique du test de Harvey, Leybourne et Newbold [1998] adaptée afin de prendre en compte le fait que la distribution asymptotique de cette statistique est non-normale lorsque les prévisions sont imbriquées sous l'hypothèse nulle. La statistique ENC-NEW permet de tester sous l'hypothèse nulle que le modèle restreint (qui exclut  $epi_t$  ou  $dpi_t$ ) incorpore toute l'information appropriée concernant la valeur de la variable dépendante le mois suivant, contre l'hypothèse alternative que le modèle non restreint (qui inclut  $epi_t$  ou  $dpi_t$ ) fournit de l'information qui peut être utilisée pour améliorer significativement la prévision du modèle restreint.

Le test MSE-F est un test d'égalité des MSE. Sous l'hypothèse nulle, le MSE du modèle restreint est inférieur ou égal à celui du modèle non restreint ; l'hypothèse alternative est que le MSE du modèle non restreint est inférieur à celui du modèle restreint. Clark et McCracken [2001] ont montré que les tests ENC-NEW et MSE-F possèdent les meilleures propriétés globales de puissance et de niveau parmi une variété de tests proposés dans la littérature.

Le test MDM permet de tester l'encadrement des prévisions de deux modèles non-imbriqués et prend en compte le biais lié aux échantillons finis. Cette statistique de test est construite de façon à examiner si la différence des erreurs de prévision entre les deux modèles est corrélée avec l'erreur de prévision du modèle qui est encadré sous l'hypothèse nulle. L'hypothèse nulle est que le modèle 2 encadre le modèle 1 qui comprend la variable  $epi_t$  ou  $dpi_t$ .

Les résultats des comparaisons imbriquées des prévisions hors échantillon sont présentés dans les tableaux 5 et 6. Deux modèles restreints sont considérés : un modèle qui ne comprend qu'une constante et un modèle qui inclut à la fois une constante et un terme autorégressif. Cette dernière spécification autorégressive permet de prendre en compte le phénomène d'autocorrélation de la volatilité<sup>16</sup>. Les comparaisons imbriquées sont réalisées en augmentant ces modèles restreints avec soit la valeur courante de  $epi_t$  ou  $dpi_t$ , soit leur valeur retardée de six périodes, notée  $epi_{t-6}$  et  $dpi_{t-6}$ .

14. Intuitivement, si les prévisions du modèle restreint encadrent (*encompass*) les prévisions du modèle non restreint alors la variable additionnelle incluse dans le modèle non restreint ne fournit aucune information supplémentaire utile pour prévoir la variable dépendante relativement au modèle restreint. Au contraire, si les prévisions du modèle restreint n'encadrent pas celles du modèle non restreint alors la variable additionnelle possède de l'information utile non comprise dans le modèle restreint pour prévoir la variable dépendante.

15. Pour les prévisions non-imbriquées, un modèle encadre un modèle concurrent lorsque ses prévisions aident à prévoir les erreurs de prévisions du modèle concurrent.

16. Il ressort par ailleurs du tableau 4 que les coefficients des termes autorégressifs entre les spécifications AR(1) et AR(2) sont très proches avec un coefficient de détermination corrigé qui diminue avec l'ajout de ces termes autorégressifs. Une spécification AR(1) semble en conséquence capturer l'essentiel du phénomène d'autocorrélation de la volatilité en basse fréquence.

respectivement. Les bénéfices et dividendes de l'indice S&P Composite sont en effet publiés avec un délai de six mois. Nous présentons également les résultats de ces comparaisons en considérant à la fois des paramètres fixes<sup>17</sup> pour les relations de cointégration de nos variables de mésalignement et des paramètres estimés de manière récursive. Les résultats ainsi obtenus à partir des variables estimées de manière récursive et retardées de 6 mois donnent une idée de la performance du modèle pour un praticien qui utilise des données en temps réel.

Les MSE des modèles non restreints sont toujours inférieurs à ceux des deux modèles restreints. Quel que soit le nombre de retards considéré pour nos mesures de mésalignement et la méthode d'estimation des paramètres de la relation de cointégration, les deux tests ENC-NEW et MSE-F rejettent l'hypothèse nulle selon laquelle les variables de mésalignement ne fournissent aucune information additionnelle utile relativement aux modèles restreints au seuil de 1 % dans la plupart des cas.

Les résultats des comparaisons non-imbriquées sont exposés dans le tableau 7. Nous comparons alternativement le modèle 1 qui comprend la variable  $d\hat{p}_i$  comme seule variable prédictive avec plusieurs modèles concurrents formés à partir des variables prédictives utilisées dans la littérature et présentées précédemment. Nous avons également comparé le pouvoir prédictif de nos deux variables de mésalignement (lignes 5 et 10). Tous ces modèles incorporent une constante.

Les résultats indiquent que le MSE du modèle 1 (avec  $d\hat{p}_i$ ) est toujours inférieur à celui de ses modèles concurrents. De plus, le test MDM d'encadrement indique que le modèle 1 contient de l'information qui permet des prévisions supérieures à celles réalisées à partir des modèles concurrents, à l'exception du modèle incluant la variable  $c\hat{y}_t$ . Pour les autres variables considérées, ces résultats sont significatifs au seuil de 1 % dans la plupart des cas quelle que soit la méthode utilisée pour estimer les coefficients de  $d\hat{p}_i$ . Enfin, le test MDM rejette l'hypothèse selon laquelle la variable  $e\hat{p}_i$  encadre la variable  $d\hat{p}_i$ <sup>18</sup>.

Pour résumer, les résultats présentés dans cette section indiquent que le pouvoir prédictif hors échantillon de  $e\hat{p}_i$  et  $d\hat{p}_i$  sur la volatilité est significatif<sup>19</sup> et que l'information incorporée par ces deux variables n'est incluse ni dans la valeur retardée de la variable prédite ni dans un modèle à volatilité constante. Les résultats des comparaisons des prévisions non-imbriquées suggèrent également que les prévisions fondées à partir de ces variables de mésalignement sont supérieures à celles fondées sur les variables prédictives communément employées dans la littérature.

17. C'est-à-dire estimés sur tout l'échantillon.

18. Afin d'assurer la robustesse de nos résultats hors échantillon, nous avons mené les mêmes tests non-imbriqués présentés dans le tableau 7 mais en considérant nos deux autres mesures de la volatilité. Ces résultats non présentés ici indiquent que le pouvoir prédictif hors échantillon des deux variables de mésalignement sur la volatilité est statistiquement significatif avec ces deux autres mesures.

19. Un des rapporteurs anonymes nous a fait remarquer que le gain en terme de MSE s'il est significatif apparaît relativement modéré en valeur. Rappelons toutefois que l'inconvénient des tests hors échantillon est leur faible puissance (Inoue et Kilian [2004]).

**Tableau 5a** La prévision hors échantillon de la volatilité des actions : les comparaisons imbriquées

#	Modèle non restreint vs. restreint	$MSE_{nr}/MSE_r$	Test ENC-NEW		Test MSE-F	
			Statistique	VC à 99 %	Statistique	VC à 99 %
Panel A : $epi_t$						
Panel A1 : Vecteur de Cointégration réestimé						
1	$epi_t$ vs. AR	0,9976	3,935**	3,941	5,351***	3,889
2	$epi_{t-6}$ vs. AR	0,9951	3,523**	3,941	4,344***	3,889
3	$epi_t$ vs. const	0,9896	13,797***	3,941	20,305***	3,889
4	$epi_{t-6}$ vs. const	0,9793	18,847***	3,941	28,903***	3,889
Panel A2 : Vecteur de Cointégration fixe						
5	$epi_t$ vs. AR	0,9927	4,320***	3,941	6,065***	3,889
6	$epi_{t-6}$ vs. AR	0,9951	3,733**	3,941	4,937***	3,889
7	$epi_t$ vs. const	0,9813	12,988***	3,941	18,816***	3,889
8	$epi_{t-6}$ vs. const	0,9710	17,991***	3,941	27,253***	3,889

Note : La statistique ENC-NEW permet de tester l'hypothèse nulle selon laquelle le modèle restreint (qui exclut l'une de nos variables de mésalignement) encadre le modèle non-restreint (qui inclut l'une de nos variables de mésalignement). La statistique MSE-F permet de tester l'hypothèse nulle selon laquelle la moyenne du carré des erreurs (MSE) de prévision du modèle restreint est inférieure ou égale au MSE des prévisions du modèle non-restreint. Nos variables de mésalignement sont estimées de manière récursive pour les panels A1 et B1 et de manière fixe pour les panels A2 et B2. Nous avons considéré deux modèles restreints. Le premier inclut un terme constant et un terme autorégressif (AR) et le second inclut seulement un terme constant (const).  $MSE_{nr}$  est la moyenne du carré des erreurs de prévision du modèle non-restreint et  $MSE_r$  celle des prévisions du modèle restreint. Lorsque la valeur de la colonne  $MSE_{nr}/MSE_r$  est inférieure à 1, cela indique que les erreurs de prévision du modèle non-restreint sont plus faibles que celles du modèle restreint. Les comparaisons imbriquées sont réalisées en augmentant ces modèles restreints avec soit la valeur courant de  $epi_t$  ou  $epi_{t-6}$ , soit leur valeur retardée de six périodes pour tenir compte du délai de publication des séries de bénéfices et de dividendes. L'estimation initiale en échantillon débute en 1950M1 et se termine en 1970M1. Le modèle est réestimé ensuite de manière récursive jusqu'en 2006M2. \*, \*\*, \*\*\* indiquent la significativité aux seuils respectifs de 10 %, 5 % et 1 %.

**Tableau 5b La prévision hors échantillon de la volatilité des actions : les comparaisons imbriquées (suite)**

#	Modèle non restreint vs. restreint	$MSE_{nr}/MSE_r$	Test ENC-NEW		Test MSE-F	
			Statistique	VC à 99 %	Statistique	VC à 99 %
Panel B : $d\hat{p}_i$						
Panel B1 : Vecteur de Cointégration réestimé						
1	$d\hat{p}_i$ vs. AR	0,9927	5,477***	3,941	6,790***	3,889
2	$d\hat{p}_{i-6}$ vs. AR	0,9927	6,600***	3,941	8,010***	3,889
3	$d\hat{p}_i$ vs. const	0,9751	17,213***	3,941	23,340***	3,889
4	$d\hat{p}_{i-6}$ vs. const	0,9627	26,150***	3,941	36,679***	3,889
Panel B2 : Vecteur de Cointégration fixe						
5	$d\hat{p}_i$ vs. AR	0,9878	9,386***	3,941	10,984***	3,889
6	$d\hat{p}_{i-6}$ vs. AR	0,9878	11,082***	3,941	12,282***	3,889
7	$d\hat{p}_i$ vs. const	0,9647	25,609***	3,941	34,038***	3,889
8	$d\hat{p}_{i-6}$ vs. const	0,9502	38,734***	3,941	48,586***	3,889

Note : voir Tableau précédent.

**Tableau 6** La prévision hors échantillon de la volatilité des actions : résultats supplémentaires avec les comparaisons imbriquées

#	Modèle non restreint vs. restreint	$MSE_{nr}/MSE_r$	Test ENC-NEW		Test MSE-F	
			Statistique	VC à 99 %	Statistique	VC à 99 %
Panel A : $VAR_r$						
1	$e\hat{p}i_{t-6}$ vs. AR	0,9984	3,121**	3,941	3,673**	3,889
2	$d\hat{p}i_{t-6}$ vs. AR	0,9917	10,556***	3,941	12,092***	3,889
3	$e\hat{p}i_{t-6}$ vs. const	0,9799	17,763***	3,941	27,163***	3,889
4	$d\hat{p}i_{t-6}$ vs. const	0,9635	38,225***	3,941	49,675***	3,889
Panel B : $VAR_r^e$						
5	$e\hat{p}i_{t-6}$ vs. AR	0,9989	2,758**	3,941	3,104**	3,889
6	$d\hat{p}i_{t-6}$ vs. AR	0,9924	10,017***	3,941	11,345***	3,889
7	$e\hat{p}i_{t-6}$ vs. const	0,9820	36,059***	3,941	46,448***	3,889
8	$d\hat{p}i_{t-6}$ vs. const	0,9662	22,941**	3,941	31,879**	3,889

Note : Le tableau présente les résultats des comparaisons des régressions prédictives hors échantillon de différents mesures de la volatilité des rentabilités (variance réalisée et variance réalisée corrigée de l'autocorrélation). Voir note du tableau précédent.

**Tableau 7 La prévision hors échantillon de la volatilité des actions les comparaisons non-imbriquées**

#	Modèle 1 vs. Modèle 2	MSE <sub>1</sub> /MSE <sub>2</sub>	Test MDM	
			Statistique du Test	p value
Panel A : Vecteur de Cointégration réestimé				
1	$d\hat{p}i_t$ vs. $DEF_t$	0,9986	1,946*	0,052
2	$d\hat{p}i_t$ vs. $TBIY_t$	0,9837	3,637***	0,000
3	$d\hat{p}i_t$ vs. $CP_t$ $\diamond$	0,9757	3,693***	0,000
4	$d\hat{p}i_t$ vs. $c\hat{a}y_t$ $\diamond$ $\star$	0,9662	1,330	0,191
5	$d\hat{p}i_t$ vs. $e\hat{p}i_t$	0,9866	3,467***	0,000
Panel B : Vecteur de Cointégration fixe				
6	$d\hat{p}i_t$ vs. $DEF_t$	0,9901	3,648***	0,001
7	$d\hat{p}i_t$ vs. $TBIY_t$	0,9727	4,975***	0,000
8	$d\hat{p}i_t$ vs. $CP_t$ $\diamond$	0,9670	4,867***	0,000
9	$d\hat{p}i_t$ vs. $c\hat{a}y_t$ $\diamond$	0,9249	2,469**	0,018
10	$d\hat{p}i_t$ vs. $e\hat{p}i_t$	0,9882	3,702***	0,000

Note : Le test de Diebold et Mariano [1995] modifié, noté MDM, est un test d'encadrement des prévisions entre des modèles non imbriqués qui permet de tenir compte des biais liés aux échantillons finis. Le modèle 1 utilise uniquement la variable  $d\hat{p}i_t$  retardée alors que le modèle 2 utilise l'une des variables alternatives considérées.

Ces deux modèles incluent un terme constant. L'hypothèse nulle est que le modèle 2 encadre le modèle 1. Nos variables de mésalignement sont estimées de manière réursive pour les panels A1 et B1 et de manière fixe pour les panels A2 et B2. Nous avons considéré deux modèles restreints. Le premier inclut un terme constant et un terme autorégressif (AR) et le second inclut seulement un terme constant (const).  $MSE_{nr}$  est la moyenne du carré des erreurs de prévision du modèle non-restreint et  $MSE_c$  celle des prévisions du modèle restreint. Lorsque la valeur de la colonne  $MSE_{nr}/MSE_c$  est inférieure à 1, cela indique que les erreurs de prévision du modèle non-restreint sont plus faibles que celles du modèle restreint. L'estimation initiale en échantillon porte sur le premier tiers de l'échantillon. Le modèle est réestimé ensuite de manière réursive jusqu'à la fin de l'échantillon. L'échantillon complet débute en 1950M1 et se termine en 2006M2 à l'exception des lignes annotées (1964M6-2006M2 pour les lignes signalées par  $\diamond$  et 1951T4-2005T2 pour les lignes signalées par  $\star$ ). \*, \*\*, \*\*\* indiquent le rejet du test aux seuils respectifs de 10 %, 5 % et 1 %.

\* Le test d'encadrement inverse selon lequel sous l'hypothèse nulle le modèle 1 encadre le modèle 2 n'est pas rejeté avec une p value plus élevée (p-value = 0,570).

### 3.3. Les régressions non-linéaires

Les résultats présentés jusqu'ici suggèrent que la volatilité réagit symétriquement à un accroissement et à une réduction des mésalignements. Il est cependant possible que l'impact des mésalignements sur la volatilité i) n'apparaisse que lorsque ces mésalignements, quel que soit leur signe, dépassent un certain seuil ou, ii) soit différent selon leur signe c'est-à-dire en cas de surévaluation ou sous-évaluation. Afin d'estimer la présence d'une éventuelle asymétrie dans la relation entre mésalignement des cours et volatilité future, nous réestimons dans cette section des régressions prédictives en y intégrant des effets d'asymétrie et de seuil.

En premier lieu, nous avons voulu tester si l'impact d'un mésalignement sur la volatilité n'était pas plutôt lié à l'ampleur du mésalignement qu'à son signe. Pour ce faire, nous avons mené dans un premier temps des régressions prédictives en considérant la valeur absolue de nos mesures de mésalignement, notées respectivement  $|epi_t|$  ou  $|d\hat{p}_i|$ .

En second lieu, nous avons voulu vérifier si la volatilité réagissait de façon symétrique à un mésalignement positif et à un mésalignement négatif. A cette fin, nous avons réestimé nos régressions prédictives en tenant compte d'un effet de seuil ici égal à 0 :

$$VOL_{t+1} = \delta_1 + \delta_2 I_t X_t + \delta_3 (1 - I_t) X_t + \zeta_{t+1} \quad [9]$$

avec

$$I_t = \begin{cases} 1, & \text{si } X_t \geq 0 \\ 0, & \text{si } X_t < 0 \end{cases} \quad [10]$$

Ainsi, lorsque le mésalignement est positif (sous-évaluation), l'impact de ce mésalignement sur  $VOL_{t+1}$  est égal à  $\delta_2 X_t$  où  $X_t$  représente une de nos deux mesures de mésalignement,  $epi_t$  ou  $d\hat{p}_i$ . Au contraire, lorsque le mésalignement est négatif (surévaluation), l'impact est alors égal à  $\delta_3 X_t$ .

Les résultats de ces régressions apparaissent dans le tableau 8. Les régressions prédictives qui utilisent la valeur absolue de nos mesures de mésalignement apparaissent dans les colonnes 1 et 2. Le coefficient apparaît positif dans chacune des deux régressions ce qui signifie que les mésalignements quel que soit leur signe ont un impact croissant sur la volatilité. Le  $R^2$  n'apparaît cependant pas particulièrement différent de celui obtenu avec les régressions prédictives linéaires présentées dans le tableau 3. Afin de vérifier si un mésalignement positif (sous-évaluation) a un impact positif ou négatif sur la volatilité future ainsi que l'amplitude de ces impacts, nous avons présenté les résultats des régressions prédictives à seuil (équations 9 et 10). Ces résultats apparaissent dans les colonnes 3 et 4. Il ressort qu'un mésalignement positif a un impact positif sur la volatilité au regard des coefficients estimés. Cet impact n'apparaît toutefois pas statistiquement significatif pour les deux mesures,  $epi_t$  et  $d\hat{p}_i$ . L'effet d'un mésalignement négatif (surévaluation) apparaît significatif pour  $d\hat{p}_i$ , mais non pour  $epi_t$ .

**Tableau 8 Régressions prédictives en échantillon de la volatilité : effets asymétriques et de seuil**

#	1	2	3	4	5	6	7	8
Constant	<b>0,0067</b>	<b>0,0067</b>	<b>0,0077</b>	<b>0,0069</b>	<b>0,0038</b>	<b>0,0037</b>	<b>0,0038</b>	<b>0,0039</b>
(t-stat)	(19,842)	(18,477)	(18,323)	(17,790)	(13,332)	(12,478)	(11,456)	(12,055)
AR(1)	<b>0,4973</b>	<b>0,4980</b>	<b>0,5319</b>	<b>0,4815</b>	<b>0,4598</b>	<b>0,4728</b>	<b>0,4539</b>	<b>0,4489</b>
(t-stat)	(6,830)	(7,081)	(6,955)	(6,762)	(13,680)	(14,052)	(11,768)	(12,025)
$ epi_t $	<b>0,0041</b>							
(t-stat)	(4,315)							
$ d\hat{p}_i $		<b>0,0038</b>						
(t-stat)		(3,874)						
$I_t e\hat{p}_i$			0,0001		0,0006		0,0009	
(t-stat)			(0,106)		(1,082)		(1,471)	
$(1 - I_t)e\hat{p}_i$			-0,0019		<b>-0,0044</b>		<b>-0,0003</b>	
(t-stat)			(-1,627)		(-6,769)		(-2,154)	
$I_t d\hat{p}_i$				0,0015		0,0004		0,0005
(t-stat)				(1,032)		(0,695)		(0,680)
$(1 - I_t)d\hat{p}_i$				<b>-0,0055</b>		<b>-0,0031</b>		<b>-0,0027</b>
(t-stat)				(-5,891)		(-5,848)		(-6,066)
$\bar{R}^2$	0,304	0,304	0,289	0,318	0,335	0,325	0,218	0,260
$\tau$			0	0	-0,3641	-0,2040	-0,2768	-0,2038
Echantillon			1950M1-2006M2				1950M1-1995M1	

Note : Le tableau présente les estimations des régressions par les MCO de la volatilité (mesurée par l'écart type réalisé) sur nos variables de mélangement. Nous considérons les variables de mélangement en valeur absolue ainsi qu'un modèle asymétrique à seuil où la valeur du seuil,  $\tau$ , est d'abord fixée arbitrairement à zéro puis est déterminée de façon endogène par la méthode de Chan [1993]. Les statistiques de student robustes (corrigées par la méthode de Newey-West) apparaissent entre parenthèses sous les coefficients estimés. Les coefficients significatifs au seuil de 5 % sont présentés en caractères gras.



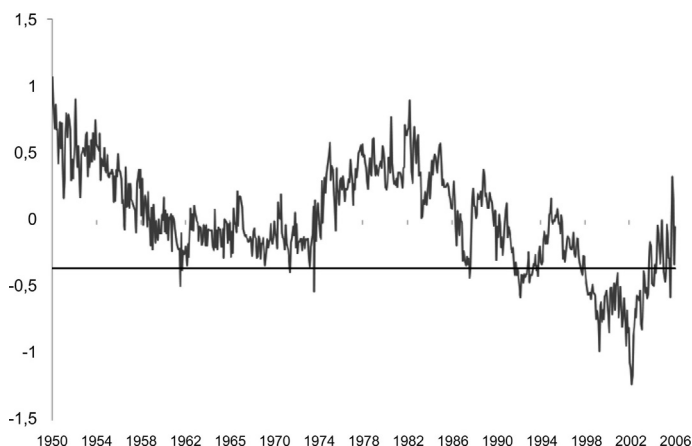
Ces résultats suggèrent que seuls les mésalignements négatifs (surévaluation) mesurés par la variable  $d\hat{p}_t$  ont un impact sur la volatilité future. Afin d'affiner ce résultat, nous avons reconduit ces deux dernières régressions mais en estimant de manière endogène la valeur du seuil plutôt qu'en retenant arbitrairement une valeur du seuil égale à 0. L'équation (10) est donc remplacée par :

$$I_t = \begin{cases} 1, & \text{si } X_t \geq \tau \\ 0, & \text{si } X_t < \tau \end{cases} \quad [11]$$

Pour obtenir l'estimation des seuils  $\tau$ , nous suivons la méthode proposée par Chan [1993] et Hansen [1999] qui consiste à minimiser la somme des carrés des résidus à l'aide des moindres carrés. Il est généralement recommandé de sélectionner une valeur du seuil n'impliquant pas une trop faible proportion de points dans l'un des deux régimes. Chan [1993] montre que la valeur du seuil ainsi obtenue est un estimateur super consistant du seuil. Les valeurs de nos variables de mésalignement sont donc classées respectivement dans un ordre croissant. Nous retirons les 15 % de valeurs les plus élevées et les plus faibles et utilisons les 70 % des valeurs restantes comme seuils potentiels. Nous estimons ensuite une équation de la forme de (9) et (11) avec chacune de ces valeurs. Nous retenons finalement la valeur du seuil qui permet d'obtenir la somme des carrés des résidus la plus faible.

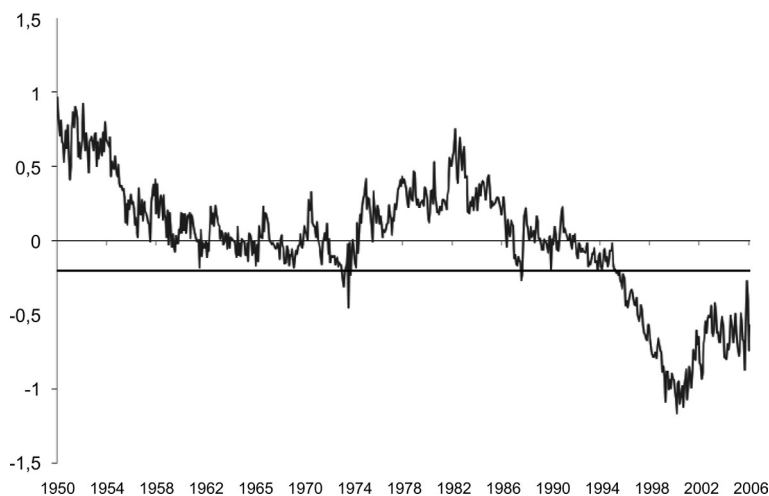
Ces dernières régressions prédictives apparaissent dans les colonnes 5 à 8. Les colonnes 5 et 6 présentent les résultats de ces estimations sur l'échantillon complet (1950M1-2003M2) et les colonnes 7 et 8 ceux sur un sous échantillon excluant les dernières années de notre échantillon (1950M1-1995M1). En effet, une grande partie des points élevés de nos séries de mésalignement est observée sur cette dernière partie de l'échantillon.

Les graphiques 2 et 3 montrent les variables de mésalignement,  $e\hat{p}_t$  et  $d\hat{p}_t$ , respectivement, ainsi que leurs seuils estimés dans les régressions 5 et 6. Nous remarquons que la plupart de ces mésalignement extrêmes sont concentrés sur la dernière partie de l'échantillon, à partir du début des années 1990. Notons également que l'état de mésalignement passe dans le second régime (mésalignement inférieur au seuil) en août 1987 et en avril 1998 soit quelques mois auparavant deux krachs boursiers bien connus dans l'histoire financière.



**Graphique 2. La mesure de mésalignement fondée sur les bénéfices et son seuil (1950M1-2006M2)**

Note : La variable  $epi_t$ , ainsi que son seuil identifié par la méthode de Chan [1993] sont représentés sur ce graphique. La valeur du seuil est ici égale à  $-0,3641$  (régression 5 du tableau 8).



**Graphique 3. La mesure de mésalignement fondée sur les dividendes et son seuil (1950M1-2006M2)**

Note : La variable  $dpi_t$ , ainsi que son seuil identifié par la méthode de Chan [1993] sont représentés sur ce graphique. La valeur du seuil est ici égale à  $-0,2040$  (régression 6 du tableau 8).

Sur l'échantillon complet, les valeurs du seuil sont de  $-0,36$  et  $-0,20$  respectivement pour  $epi_t$  et  $dpi_t$ . Seules les valeurs de nos variables inférieures à ces seuils ont un impact significatif sur la volatilité<sup>20</sup>. Sur le sous échantillon, les valeurs du seuil sont estimées à  $-0,28$  et  $-0,20$  respectivement, ce qui est relativement proche des estimations sur l'échantillon complet. Ces résultats suggèrent ainsi un effet de seuil où seuls les mésalignements dépassant un certain niveau de surévaluation ont un impact significatif sur la volatilité future.

Ces derniers résultats plaident donc plutôt pour une interprétation en termes de bulles spéculatives. L'explication par l'asymétrie de la volatilité aurait correspondu à une spécification avec un seuil nul : les surévaluations impliquent des performances futures négatives par le phénomène de retour à la moyenne. Or, les spécifications non-linéaires retenues (tableau 8) présentent des seuils de mésalignement extrêmes (graphique 2). Seules les surévaluations extrêmes parmi les spécifications non-linéaires ont un impact significatif sur la volatilité future. Cette spécification est cohérente avec l'existence de bulles spéculatives. L'espérance d'éclatement de la bulle après une importante surévaluation des cours induit une augmentation de la volatilité conditionnelle.

## 4. Conclusion

Dans cet article, nous avons examiné le pouvoir prédictif de deux variables de mésalignement sur la volatilité des actions aux États-Unis depuis plus d'un demi-siècle. Ces variables sont définies par les déviations temporaires de la relation de long terme entre les ratios de valorisation (bénéfice-cours et dividende-cours) et l'inflation courante.

Les mésalignements des cours sont susceptibles d'avoir un impact sur la volatilité future d'abord en raison du comportement asymétrique de la volatilité. Puisque ces variables possèdent un pouvoir prédictif sur les rentabilités futures de par leur propriété de retour à leur cible de long terme, elles détiennent en conséquence potentiellement un pouvoir prédictif sur la volatilité future. Aussi, l'existence de bulles spéculatives peut générer une relation entre mésalignement et volatilité future par les chutes brutales des cours qui suivent les périodes de surévaluation.

Les résultats obtenus montrent que les deux variables de mésalignement possèdent un pouvoir prédictif significatif sur la volatilité réalisée future. Ce

20. Le tableau A2 en annexe présente ces mêmes régressions 5 et 6 mais en introduisant également les variables de contrôle  $DEF$ ,  $CP_t$ ,  $TB1Y_t$ . Il ressort de ces résultats complémentaires que l'effet asymétrique est robuste à l'introduction des variables capturant le déroulement du cycle d'affaires.

pouvoir prédictif est robuste à différentes mesures de la volatilité et est significatif à la fois en échantillon et hors échantillon. En outre, l'information contenue dans ces variables quant à la volatilité future apparaît différente de celle que possèdent les variables macrofinancières liées au cycle d'activité communément utilisées dans la littérature pour prévoir la volatilité. Les deux variables de mésalignement possèdent ainsi la propriété intéressante de prévoir les deux premiers moments des rentabilités. La relation entre les mésalignements et la volatilité future apparaît toutefois asymétrique. Seuls les mésalignements dépassant un certain niveau de surévaluation ont un impact significatif et positif sur la volatilité future. Ce résultat plaide donc plutôt pour une interprétation en termes de bulles spéculatives.

Plusieurs extensions peuvent être envisagées. D'abord, il pourrait être intéressant d'approfondir le mécanisme d'ajustement entre mésalignements et volatilité en évaluant plus précisément le délai d'ajustement entre le franchissement d'un seuil de mésalignement et l'augmentation de la volatilité<sup>21</sup>. Ensuite, nous pourrions élargir notre analyse à d'autres mesures de risques et en particulier des mesures de risques extrêmes telles que la valeur en risque ou la valeur en risque conditionnelle. Enfin, il serait intéressant de prolonger notre étude sur la période récente de façon à évaluer dans quelle mesure les mésalignements sur le marché des actions peuvent être à l'origine de l'augmentation significative de la volatilité observée entre 2007 et 2009.

## Annexe 1

### Sources des données

Variable	Source
Rentabilités journalières de l'indice S & P Composite : $r_t$	Global Financial Data
Cours, dividendes et bénéfices de l'indice S & P Composite : $p_t$ , $d_t$ et $e_t$	Site web de Robert Shiller
Spread de Défaut (BAA-AAA) : $DEF_t$	FRED II (Réserve Fédérale de Saint-Louis)
Pente de la courbe des taux : $TRM_t$	FRED II
Rendement des Bons du Trésor détrendé : $RREL_t$	FRED II
Rendement des obligations à 1 an : $TB1Y_t$	FRED II
Spread sur le papier commercial : $CP_t$	FRED II
Le ratio consommation-richeesse : $c\hat{a}y_t$	Site web de Sydney Ludvigson
Indice des Prix à la consommation	Bureau of Labor Statistics

21. Nous remercions un des rapporteurs anonymes pour cette suggestion.

## Annexe 2

## Test de cointégration de Johansen

**Tableau A1 Résultats du test de la valeur propre maximale de Johansen**

# de rela. de cointeg.	Valeur propre	Ratio de vraisemblance	Valeur critique à 5 %	Valeur critique à 1 %
Panel A : ratio bénéfice-cours et inflation				
0	0,100822	<b>77,12546</b>	15,41	20,04
1	0,008122	5,496367	3,76	6,65
Panel B : ratio dividende-cours et inflation				
0	0,169310	<b>127,4437</b>	15,41	20,04
1	0,003581	2,417830	3,76	6,65

Note : Le tableau présente les tests d'absence de relation de cointégration sous l'hypothèse nulle contre l'hypothèse alternative d'une (ou plusieurs) relation(s) de cointégration. Le nombre de retards a été choisi afin d'accepter l'hypothèse que le résidu est un bruit blanc au regard des critères LM(1) et LM(4). Une statistique supérieure à la valeur critique suggère le rejet de l'hypothèse nulle de non cointégration. Les statistiques significatives au seuil de 1 % sont représentées en caractères gras. L'échantillon s'étend de 1950M1 à 2006M2.

## Annexe 3

## Robustesse des régressions asymétriques

**Tableau A2 Régressions prédictives non-linéaires de la volatilité**

#	Constant (t-stat)	AR(1) (t-stat)	$I_t e\hat{p}_i$ (t-stat)	$(1-I_t)e\hat{p}_i$ (t-stat)	$I_t d\hat{p}_i$ (t-stat)	$(1-I_t)d\hat{p}_i$ (t-stat)	$DEF_i$ (t-stat)	$CP_i$ (t-stat)	$TB1Y_i$ (t-stat)	$\bar{R}^2$
1	<b>0,001</b> (2,449)	<b>0,356</b> (4,088)	-0,002 (-2,515)	-0,007 (-4,501)			<b>0,001</b> (2,506)	<b>0,002</b> (2,823)	<b>0,019</b> (2,334)	0,381
2	<b>0,001</b> (1,991)	<b>0,367</b> (4,190)			-0,003 (-2,127)	-0,005 (-5,670)	<b>0,002</b> (3,159)	<b>0,002</b> (2,878)	0,011 (1,378)	0,370

Note : Le tableau présente les estimations des régressions par les MCO de la volatilité (mesurée par l'écart type réalisé) sur différentes variables retardées. Les régressions portent sur la période 1964M7-2006M2. Le seuil a été déterminé de façon endogène par la méthode de Chan [1993] (seuils des spécifications 5 et 6 du tableau 8). Les statistiques de student robustes (corrigées par la méthode de Newey-West) apparaissent entre parenthèses sous les coefficients estimés. Les coefficients significatifs au seuil de 5 % sont présentés en caractères gras.

## Références bibliographiques

- ABREU D., BRUNNERMEIER M. K. [2003], « Bubbles and crashes », *Econometrica*, 71, p. 173-204.
- ANDERSEN T. G., BOLLERSLEV T. [1998], « Answering the skeptics : Yes, standard volatility models do provide accurate forecasts », *International Economic Review*, 39, p. 885-905.
- ANDERSEN T. G., BOLLERSLEV T., DIEBOLD, F. X. [2003a], « Parametric and nonparametric measurements of volatility », in Aït-Sahalia Y., Hansen L. P. (eds.), *Handbook of Financial Econometrics*, North-Holland, Amsterdam.
- ANDERSEN T. G., BOLLERSLEV T., DIEBOLD F. X., LABYS P. [2003b], « Modeling and forecasting realized volatility », *Econometrica* 71, p. 579-625.
- ANDERSEN T. G., BOLLERSLEV T., CHRISTOFFERSEN P. F., DIEBOLD, F. X. [2006], « Volatility and Correlation Forecasting », in Elliott G., Granger C. W. J., Timmermann A. (eds.), *Handbook of Economic Forecasting*, Amsterdam : North-Holland, 778-878.
- BALI T. G., PENG L. [2006], « Is There a Risk-Return Tradeoff ? Evidence from High Frequency Data », *Journal of Applied Econometrics*, 21(8), 1169-1198.
- BLACK F. [1976], « Studies of stock market volatility changes », *Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section*, p. 177-181.
- BLANCHARD O., WATSON M. [1982], « Bubbles, Rational Expectations and Financial Markets », in Wachtel P. (Eds.), *Crises in the Economic and Financial Structure* (295-315), Health and Co, Lexington : Lexington Books.
- BOLLERSLEV T. [1986], « Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity », *Journal of Econometrics*, 31, p. 307-327.
- BOUCHER C. [2006a], « Stock prices-inflation puzzle and the predictability of stock market returns », *Economics Letters*, 90, p. 205-212.
- BOUCHER C. [2006b], « Stock Prices, Inflation and the out-of-Sample predictability of Stock Market Returns », *Finance*, 27(2), 71-120.
- BRANDT M. W., KANG Q. [2004], « On the Relationship Between the Conditional Mean and the Volatility of Stock Returns : A Latent VAR Approach », *Journal of Financial Economics*, 72, p. 217-257.
- CAMPBELL J. [1991], « A Variance Decomposition for Stock Returns », *The Economic Journal*, 101, p. 157-179.
- CAMPBELL J. Y. [2000], « Asset pricing at the millennium », *Journal of Finance*, 55, p. 1515-67.
- CAMPBELL J. Y. [2003], « Consumption-Based Asset Pricing », in Constantinides G., Harris M. (eds.), *Handbook of the Economics of Finance*, Amsterdam : North-Holland.
- CAMPBELL J., LETTAU M., MALKIEL B., XU Y. [2001], « Have individual stocks become more volatile ? : An empirical exploration of idiosyncratic risk », *Journal of Finance*, 56, p. 1-43.
- CAMPBELL J., SHILLER R. [1988], « Stock Prices, Earnings and Expected Dividends », *Journal of Finance*, 43, p. 661-676.

- CHAN K. S. [1993], « Consistency and limiting distribution of the least squares estimator of a threshold autoregressive model », *The Annals of Statistics*, 21, p. 520-533.
- CLARK T. E., MCCRACKEN M. W. [2001], « Tests of Equal Forecast Accuracy and Encompassing for Nested Models », *Journal of Econometrics*, 105, p. 85-110.
- CLARK T. E., MCCRACKEN M. W. [2004], « Evaluating Long-Horizon Forecasts », Manuscript, University of Missouri-Columbia.
- DIEBOLD F. X., MARIANO R. S. [1995], « Comparing predictive accuracy », *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, p. 253-263.
- DUFFEE G. [1995], « Stock returns and volatility : A firm-level analysis », *Journal of Financial Economics*, 37, p. 399-420.
- ENGLE R. F. [1982], « Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation », *Econometrica*, 50, 987-1008.
- ENGLE R. F., PATTON A. J. [2000], « What Good is A Volatility Model ? », Unpublished paper, Stern School of Business, New York University.
- FAMA E. F., FRENCH K. R. [1988], « Dividend Yields and Expected Stock Returns », *Journal of Financial Economics*, 22, p. 3-25.
- FAMA E. F., FRENCH K. R. [1989], « Business Conditions and Expected Returns on Stocks and Bonds », *Journal of Financial Economics*, 25, p. 23-49.
- FRENCH K., SCHWERT G. W., STAMBAUGH R. F. [1987], « Expected Stock Returns and Volatility », *Journal of Financial Economics*, 19, p. 3-30.
- GOYAL A., WELCH I. [2003], « Predicting the equity premium with dividend ratios », *Management Science*, 49, p. 639-654.
- GOYAL A., WELCH I. [2004], « A Comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction », NBER Working Paper 10483.
- HANSEN B. E. [1999], « The grid bootstrap and the autoregressive model », *The Review of Economics and Statistics*, 81, p. 594-607.
- HARVEY D. I., LEYBOURNE, S. J., NEWBOLD P. [1998], « Tests for forecast encompassing », *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, p. 254-59.
- HJALMARSSON E. [2006], « Should we expect significant Out of Sample Result when Predicting Stock Returns ? », International Finance Discussion Papers 855, Board of Governors of the Federal Reserve System.
- HODRICK R. J. [1992], « Dividend Yields and Expected Stock Returns : Alternative Procedures for Inference and Measurement », *Review of Financial Studies*, 5, 357-86.
- INOUE A., KILIAN L. [2004], « In-Sample or Out-of-Sample Tests of Predictability : Which One Should We Use ? », *Econometric Review*, 23, p. 371-402.
- JOHANSEN S., JUSELIUS K. [1990], « Maximum likelihood estimation and inference on cointegration-with applications to the demand for money », *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 52, 169-210.
- LAMONT O. [1998], « Earnings and Expected Returns », *Journal of Finance*, 53, p. 1563-87.
- LETTAU M., LUDVIGSON S. [2001], « Consumption, Aggregate Wealth, and Expected Stock Returns », *Journal of Finance*, 56, p. 815-849.
- LETTAU M., LUDVIGSON S. [2010], « Measuring and Modeling Variation in the Risk-Return Tradeoff », in Ait-Sahalia Y. et Hansen L. P. (eds.), *Handbook of Financial Econometrics*, Amsterdam : North-Holland, 617-690.

- LUDVIGSON S., NG S. [2006], « The Empirical Risk-Return Tradeoff : A Factor Analysis Approach », *The Journal of Financial Economics*, à paraître.
- MARQUERING W., VERBEEK M. [2004], « The Economic Value of Predicting Stock Index Returns and Volatility », *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 39, p. 407-429.
- MCCRACKEN, M. W. [2004], « Asymptotics for Out-of-Sample Tests of Granger Causality », Manuscript, University of Missouri-Columbia.
- MERTON R. [1980], « On Estimating the Expected Return on the Market : An exploratory Investigation », *Journal of Financial Economics*, 8, p. 323-361.
- NELSON D. B. [1991], « Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : a New Approach », *Econometrica*, 59,347-370.
- NEWBY W. K., WEST K. D. [1987], « A Simple, Positive Definite, Heteroscedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix », *Econometrica*, 55, p. 703-708.
- SCHWERT G. W. [1991], « Market Volatility : Review », *Journal of Portfolio Management*, 17, p. 74-78.
- SCHWERT G. W. [1989a], « Business cycles, financial crises, and stock volatility », *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 31, p. 83-126.
- SCHWERT G. W. [1989b], « Why does stock market volatility change over time ? », *Journal of Finance*, 44, p. 1115-1153.
- SHILLER, R. [1981], « Do Stock Prices Move Too Much to Be Justified by Subsequent Changes in Dividends ? », *American Economic Review*, 71, p. 421-436.
- WHITELAW R. [1994], « Time variations and covariations in the expectation and volatility of stock market returns », *Journal of Finance*, 49, p. 515-541.