

Université du Québec en Outaouais



FIN6083

MÉMOIRE

« DÉCOMPOSITION HISTORIQUE DE L'INDICE DU S&P500 :
L'APPROCHE DE COCHRANE (1994) »

Présenté à :

Professeur **David Tessier**, Ph. D.

Étudiant :

Mamadou Oury Diallo

15 Février 2016

SOMMAIRE

Introduction	4
Chapitre I : Revue de littérature	6
Chapitre II - Les données.....	13
A) L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995	13
1-Le cours du S&P500 (SPX)	13
2-Les dividendes du S&P500	14
3-Le ratio (Dividendes/Prix) du S&P500	15
B) L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015	17
1-Le cours du S&P500 (SPX)	17
2-Les dividendes du S&P500	18
3-Le ratio (Dividendes/Prix) du S&P500	19
Chapitre III - La Méthodologie	21
A) L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995	21
1-La stationnarité des variables	21
2-La Cointégration des variables du SPX	24
B) L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015	25
1-La stationnarité des variables	26
2-La Cointégration des variables du SPX	29
C) La spécification des modèles	30
1-L'échantillon allant de janvier 1901 à Décembre 1999	31
2-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015	40
Chapitre IV - La décomposition de l'indice du S&P500	49
A) Les fonctions de réponse impulsionnelle.....	49
1-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995	49
2-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015	51
B) La décomposition de la variance	52

1-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995	52
2-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015	54
C) La décomposition de Beveridge-Nelson.....	55
1-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995	56
2-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015	60
Conclusion.....	64
Bibliographie	66

Introduction

Depuis Bachelier (1900), l'étude du comportement du prix des actifs n'a jamais cessé de faire l'objet d'une grande attention dans la littérature en finance. En effet, en introduisant les probabilités et les mouvements browniens pour étudier le comportement du prix des actifs, non seulement Louis Bachelier arriva à résoudre la plupart des problèmes auxquels conduit l'étude de la spéculation sur les marchés financiers, mais de plus, il arrivera à la conclusion que le marché, à son insu, obéit à une loi qui le domine : c'est la loi de probabilité. Louis Bachelier venait alors d'ouvrir la voie à un domaine d'étude qui allait devenir l'un des plus denses en finance. Cependant, il a fallu attendre l'arrivée des premiers ordinateurs à grande capacité de calcul vers 1945 pour que ce domaine de la recherche en finance connaisse des avancées remarquables.

Tout au long de ce mémoire, nous dévoilons plusieurs méthodes d'analyse quantitative du comportement du prix des actifs. Parmi ces différentes méthodes, nous avons retenu celle employée dans Cochrane (1994). Dans Cochrane (1994), l'auteur définit la stationnarité du ratio (Dividendes/Prix) comme étant une conséquence naturelle de la relation de cointégration qui existe entre le prix des actifs et leurs dividendes. Il rajoute ce ratio en niveau dans ses modèles VAR bi-varié et à correction d'erreurs pour parvenir à décomposer le prix des actifs financiers. Suite à ses opérations de décomposition, John H. Cochrane en arrive ainsi à la conclusion que 57% de la variation du cours des actifs est provoquée par des chocs transitoires. Dans nos travaux, si nous avons retenu la méthodologie employée dans Cochrane (1994), cependant, nous avons choisi de travailler sur deux échantillons différents : le premier allant de Janvier 1901 à Décembre 1995; et le second allant de Janvier 1901 à Juin 2005. Sur le premier échantillon, comme dans Cochrane (1994), nous avons trouvé que le ratio (Dividendes/Prix) est stationnaire en niveau. Sur le second échantillon, ce ratio est intégré d'ordre 1. Nous sommes arrivés à une spécification VECM(12,2) et à un modèle ARMA(8,7) sur le premier échantillon. Quant au second échantillon, nous en sommes arrivés à une spécification VECM(12,2) et à un modèle ARMA(6,8). Nous avons soumis nos différents modèles à trois méthodes de décomposition : les fonctions de « réponse impulsionnelle », la décomposition de la variance et la décomposition de

Beveridge-Nelson. Ces trois opérations de décomposition que nous avons employé donnent fondamentalement les mêmes résultats sur les deux échantillons. Les résultats de nos opérations de « réponses impulsionnelles » sont identiques à ceux de Cochrane (1994). Quant aux opérations de décomposition de la variance, nos résultats à moyen terme se rapprochent un peu de ceux de Lee (1998), et Gallagher & Taylor (2002). Quant à Cochrane (1994) qui était arrivé à la conclusion que les chocs transitoires (Prix) comptent pour 57% dans la fluctuation du cours des actifs, la différence entre ses résultats et les nôtres tiennent au fait qu'il a travaillé avec des données annuelles alors que nous avons travaillé avec des données mensuelles beaucoup plus volatiles. De même, Dupuis et Tessier (2003) sont arrivés à la conclusion que, à court terme, 70% des fluctuations trimestrielles du prix des actifs sont attribuables à des chocs transitoires. Ce résultat est très proche de nos résultats sur le court terme qui révèlent que 79,89% à 82,84% de la variance du cours du S&P500 est provoquée par des chocs transitoires. À l'aune de cette analyse comparative, et en toile de fond de nos travaux, il y a une idée qui n'a pas été remise en cause : « *il existe, à court et moyen terme, une composante transitoire importante dans le cours des actifs qui n'est pas expliquée par leurs fondamentaux* ».

Ce mémoire est décomposé en 5 principales parties. Le premier chapitre aborde la revue de littérature sur la décomposition du prix des actifs. Le deuxième chapitre concerne la collecte et le traitement des données. Le troisième chapitre porte sur la définition de la méthodologie. Le quatrième chapitre porte sur l'application des différentes techniques de décomposition. Et le cinquième chapitre conclut le mémoire.

Chapitre I : Revue de littérature

À partir de 1970, l'étude du comportement du prix des actifs fut dominée par une première pensée qui fonde toute sa quintessence sur des tests de vérification empirique de l'efficience des marchés financiers. L'efficience des marchés signifie que le prix des actifs équivaut en tout temps au « juste prix » dans la mesure où les agents sont rationnels et réagissent quasi-immédiatement aux nouvelles informations. En conséquence, sous l'hypothèse de l'efficience des marchés, il n'y aurait aucune possibilité d'arbitrage sur les marchés car le prix des actifs suit une marche aléatoire. Il existe trois différents types d'efficience des marchés : « *l'efficience faible* » (lorsque le prix des actifs ne reflète que les informations passées), « *l'efficience semi-forte* » (lorsque le prix des actifs réagit instantanément à l'annonce d'informations dès que celles-ci deviennent publiques) et « *l'efficience forte* » (lorsque toutes les informations non publiques sont reflétées dans le prix des actifs). Alors que les contours théoriques de cette première pensée furent tracés auparavant par plusieurs auteurs, cependant, c'est Eugène Fama qui va lui donner une substance empiriquement établie et reconnue. En effet, dans Fama (1970), pour vérifier si les marchés financiers sont effectivement efficaces, l'auteur passe en revue trois types de tests : les tests de « *forme faible* », les tests de « *forme semi-forte* » et les tests de « *forme forte* ». Suites aux résultats de ces tests, Eugène Fama en conclue de manière empiriquement évidente le caractère efficace des marchés financiers. Les adeptes de cette première pensée en déduisent donc qu'il n'existe aucune possibilité d'arbitrage sur les marchés car les prix des actifs suivent une marche aléatoire. Cette première pensée fera son chemin et connaîtra un succès considérable jusqu'au milieu des années 1980, lorsque les critiques à son encontre deviendront de plus en plus convaincantes. En effet, contrairement à la première pensée, de plus en plus de chercheurs trouvent que la volatilité des actifs financiers est beaucoup trop forte pour ne s'expliquer que par un comportement rationnel des agents. Cette nouvelle pensée fonde quant-à-elle toute sa quintessence sur l'idée que les prix des actifs financiers possèdent en eux-mêmes une « *composante permanente* » déterminée par ses fondamentaux, et une « *composante transitoire* » qui a tendance, après s'en être écartée, à retomber progressivement vers sa valeur fondamentale. Il y aurait donc la possibilité pour les investisseurs de prédire le

comportement du prix des actifs financiers et d'en tirer avantage. L'un des maîtres à penser de cette deuxième pensée est Lawrence H. Summers qui, dans Summers (1986), démontre que l'inhabilité des tests classiquement employés à rejeter l'hypothèse de l'efficience des marchés ne constitue pas une preuve irréfutable de l'efficience des marchés. Dans Summers (1986), l'auteur rappelle que l'évaluation des tests d'hypothèse d'une quelconque théorie requiert la spécification d'une hypothèse alternative plausible. Dans le cas de l'efficience des marchés, Summers arrive à spécifier l'hypothèse alternative sous la forme d'un modèle à valeur présente multiplié par un facteur approximativement égal à $(1 + \mu_t)$. En supposant que μ_t suit un processus autorégressif (AR) de premier ordre, soit $\mu_t = \alpha\mu_{t-1} + v_t$, où v_t est un bruit blanc, et $0 \leq \alpha \leq 1$. Avec une telle spécification, Summers arrive à démontrer que les tests généralement utilisés sont impuissants pour détecter certaines formes d'inefficience des marchés. De plus, avec son modèle à valeur présente factorisé par un processus autorégressif à bruit blanc, non seulement il remet en cause la théorie selon laquelle le prix des actifs sur le marché représente rationnellement ses fondamentaux, mais de plus, il souligne que le prix des actifs comporte à la fois une composante permanente qui reflète les fondamentaux de l'actifs, et une composante temporaire prévisible et négativement auto-corrélée au rendement des actifs. Cette nouvelle pensée affirmera sa domination dans le domaine de l'étude du comportement du prix des actifs financiers lorsque le maître de la première pensée reviendra, dans Fama et French (1988) et Fama (1991), confirmer l'existence d'une forte autocorrélation négative entre le prix et le rendement des actifs selon la fréquence et l'horizon des données. Dans ce dernier papier, Eugène Fama apporte une nuance fondamentale quant aux tests de « *forme faible* ». Il remplace ce premier test par un « *test de prévisibilité des rentabilités* » qui tient compte de la prévisibilité du prix des actifs à partir d'autres variables, telles que les dividendes et les taux d'intérêts. Pour les tests de formes « *semi-forte* » et « *forte* », il maintient les mêmes principes tout en les renommant, respectivement, « *l'étude d'évènements* » et les « *tests de performance des investisseurs initiés* ». Les résultats de ses nouveaux tests, notamment celui de prévisibilité des rentabilités, amènent Eugène Fama à observer que, sur le long terme, il existe bien une forte autocorrélation négative du rendement

des actifs provoquée par l'existence d'une « *composante temporaire* » dans le prix des actifs. Il admet ainsi la possibilité de prévisibilité du prix des actifs car, après s'en être écarté, le prix des actifs ont tendance à revenir lentement vers leurs moyennes inconditionnelles. Depuis Summers (1986), plusieurs auteurs ont développé des techniques pour décomposer le prix des actifs financiers en leurs composantes permanente et temporaire. Dans le cadre de ce mémoire, en guise de revue de littérature, nous allons nous intéresser aux papiers suivants :

Dans Cochrane (1994), en transformant le modèle à valeur présente, l'auteur démontre d'abord le caractère stationnaire du ratio (Prix/Dividendes) et l'évolution à marche aléatoire des Dividendes. Avec un ratio (Prix/Dividendes) stationnaire et des dividendes suivant un processus à marche aléatoire, tout choc de prix dans ces circonstances n'aura qu'un effet purement « *transitoire* ». C'est ainsi que John H. Cochrane est parvenu, dans un cadre structurel log-linéaire et VAR bi-varié, à décomposer le prix des actifs en leurs composantes permanente et transitoire. Pour capturer l'importance de chacune des composantes, l'auteur a soumis son modèle VAR bi-varié à une fonction de « réponse impulsionnelle » et à une opération de décomposition de la variance. Il en résulte que, en réponse à un choc de dividendes, le niveau du prix des actifs à tendance à se déplacer immédiatement vers son équilibre de long-terme. Par contre, en maintenant les dividendes fixes, tout choc de prix n'a qu'un effet transitoire sur le niveau du prix des actifs. John H. Cochrane en arrive aux conclusions que, avec les données pondérées provenant du NYSE, 57% de la variance du rendement des actifs est attribuable à des chocs de prix. Cela révèle l'importance de la composante transitoire dans la fluctuation du prix des actifs.

Quant à Lee (1998), il a cherché à identifier et mesurer la déviation du prix des actifs de leur fondamentaux ainsi que l'importance relative des différentes composantes du prix suite à des changements permanent et temporaire au niveau des bénéfices, des dividendes, du taux d'intérêt, et des facteurs non-fondamentaux. Pour arriver à ses fins, Lee fait intervenir 3 types de modèles log-linéaires : Le premier modèle est un modèle tri-varié composé des bénéfices, des dividendes et du prix des actifs. Dans ce

modèle, non seulement l'auteur suppose que le rendement anticipé des actifs est constant, mais de plus, il traite les bénéfices et les dividendes comme étant les fondamentaux. Quant au second modèle, il suppose que le rendement excédentaire des actifs sur le rendement des dettes à court terme est constant. Non seulement ce modèle intègre des taux d'intérêts variables, mais de plus, il contient également les dividendes et le prix des actifs. Dans ce modèle, l'auteur traite les taux d'intérêts et les dividendes comme les fondamentaux. Finalement, le troisième modèle suppose que le rendement excédentaire des actifs varie dans le temps. Ce modèle est composé de trois variables fondamentales (les bénéfices, les dividendes et le taux d'intérêt) et du prix des actifs. Dans ce modèle, les taux d'intérêt et les rendements anticipés varient à la fois à travers le temps. En appliquant ces modèles à des données issues de l'indice Composite S&P500 pour la période allant de 1871 à 1995, l'auteur arrive à la conclusion que 51,6% de la variance des erreurs de prévision du prix des actifs ne s'explique pas par les bénéfices et les dividendes. De ce fait, la volatilité excessive du prix des actifs s'explique surtout par des éléments non-fondamentaux qui font dévier temporairement le prix des actifs de leur valeur fondamentale. C'est ainsi que, en assumant l'hypothèse du bénéfice permanent et en procédant à des transformations du modèle à valeur présente, Lee arrive à observer et à analyser les effets de chocs permanent et temporaire sur le prix des actifs.

S'en suit Gallagher et Taylor (2002) qui, pour vérifier si le prix des actifs financiers comporte une composante temporaire, utilisent des informations contenues au sein de variables macroéconomiques. Pour identifier les relations qui existent entre les séries macroéconomiques et les séries financières, Gallagher et Taylor ont développé un modèle macro-log-linéaire composé de salaires nominaux imbriqués et de l'équation de détermination du prix des actifs. Avec leur modèle, dans un premier temps, les auteurs arrivent à démontrer qu'il existe une certaine autocorrélation du prix des actifs, même sous l'hypothèse de l'efficience des marchés; puis, ils montrent comment les mouvements des composantes permanente et temporaire du prix des actifs sont reliés aux perturbations de l'offre et de la demande agrégées. Ce modèle a permis à ses auteurs de montrer que les chocs de demande ont seulement un effet temporaire, alors

que les chocs d'offre ont un effet permanent sur le niveau du prix des actifs. En utilisant une décomposition VAR et en appliquant leur modèle sur les données de l'indice Composite S&P500 allant de Janvier 1949 à Décembre 1997, Gallagher et Taylor arrivent à la conclusion que, sur un horizon de 12 mois, plus de 42% de la variance des erreurs de prévision du prix des actifs est due à des chocs temporaires (demande agrégée). C'est ainsi que Gallagher et Taylor parviennent à capturer les composantes temporaire et permanente du prix des actifs.

Puis, Dupuis et Tessier (2003), dans le cadre d'une analyse empirique de l'évolution historique du prix des actifs financiers aux USA, se servent quant à eux du modèle à valeur présente et d'un modèle vectoriel-à-correction-d'erreurs structurel pour, non seulement identifier les facteurs fondamentaux (dividendes et taux d'intérêt), mais aussi, intégrer l'effet cumulé des chocs permanents de dividendes et de taux d'intérêt dans le prix des actifs. Dans leur modèle, non seulement les auteurs établissent une forte relation de cointégration entre le prix des actifs, les dividendes et le taux d'intérêt, mais de plus, ils utilisent un modèle vectoriel-à-correction-d'erreurs. Spécifié ainsi, non seulement ce modèle permet aux auteurs d'identifier la contribution permanente des dividendes et du taux d'intérêt dans la fluctuation des prix, mais aussi, de mettre en lumière le degré de surévaluation ou de sous-évaluation du prix des actifs par rapport aux fondamentaux du marché. En confrontant leur modèle aux données de l'indice du Wilshire 5000 couvrant la période allant de 1973 à 2002, suite à une décomposition de la variance, Dupuis et Tessier arrivent à la conclusion qu'à long terme 76% de la dynamique à basse fréquence du prix des actifs s'explique par des chocs de dividendes. Par contre, dans le court terme, les auteurs trouvent que 70% des fluctuations trimestrielles du prix des actifs sont attribuables à des chocs transitoires qui ont tendance à décliner à 40% après 12 mois, puis à 35% après 24 mois, pour arriver à près de 20% après 60 mois. De ce fait, la composante transitoire du prix des actifs offre généralement une bonne évaluation du degré de sous ou surévaluation du prix des actifs.

Dans Pan (2007), tout en relançant le débat sur la méthode de calcul des bénéfices et des dividendes, l'auteur cherche à identifier et mesurer l'impact des composantes transitoires et permanentes des fondamentaux sur les variations du prix des actifs. Pour ce faire, en s'intéressant au modèle à valeur présente et en admettant l'hypothèse du bénéfice permanent, Pan arrive à établir un système cointégré entre les bénéfices, les dividendes et le prix des actifs. Puis, il utilise l'analyse à corrélation-canonique pour identifier le facteur à « longue mémoire » qui est commun à ce système VAR à trois variables. Ce facteur commun a permis par la suite à Pan de décomposer chacune des séries de données en sa composante permanente (dérivée du facteur commun de longue mémoire) et en sa composante temporaire qui n'a aucun effet permanent sur les données initiales. En confrontant son modèle aux données de l'indice du S&P500 pour la période allant de 1871 à 2001, Pan arrive à la conclusion que : le facteur non-fondamental (le prix) compte pour 95% dans la variation du prix de actifs lorsque les composantes permanente et temporaire des bénéfices bruts ou les composantes permanente et temporaire des dividendes sont employées dans le modèle VAR; par ailleurs, il trouve que 95% des variations du rendement des actifs peuvent également être expliquées par une combinaison d'innovations, cette fois-ci, des seules composantes permanentes des bénéfices et des dividendes. Ce dernier cas de figure laisse entendre que seulement 5% des variations du rendement des actifs est attribuable aux facteurs fondamentaux. Pan en arrive donc à la conclusion que ce sont les facteurs non-fondamentaux qui sont l'élément dominant dans la fluctuation du prix des actifs.

Finalement, pour Senyuz (2011), tout part de la volonté d'identifier la relation de prédiction qui existe entre l'économie et le marché financier. Pour y arriver, il met en avant des modèles multivariés à facteurs dynamiques comportant des commutations asymétriques de Markov pour modéliser les composantes permanente et transitoire qui se manifestent, à court et long terme, dans l'économie et sur le marché financier. L'auteur définit notamment des relations de cointégration à la fois dans l'économie (la croissance, la consommation et l'investissement) et sur les marchés financiers (le prix des actifs, les dividendes et les bénéfices). Cela lui permettra, non seulement de

séparer les cycles de l'activité économique de la tendance générale indiquée dans les tests de cointégration, mais aussi, d'extraire la tendance stochastique du prix des actifs financier et d'utiliser la composante transitoire pour analyser la déviation des marchés de leurs fondamentaux. Tel que défini, ce modèle à facteur de Senyuz est ainsi capable de prendre en compte des variations communes et idiosyncratiques, des variations permanentes et temporaires, ainsi que des dynamiques linéaires et non-linéaires. En confrontant ses modèles aux données de l'indice Composite S&P500 pour une période allant de 1952 à 2008, non seulement Senyuz arrive à décomposer le prix des actifs en leur composantes permanentes et temporaires, mais de plus, il trouve que la composante transitoire du marché financier arrive à prédire, avec une avance d'un trimestre, toutes les récessions économiques de l'après-guerre. Faisant ainsi de la composante transitoire des marchés financiers un bon indicateur des cycles économiques.

En matière de décomposition du prix des actifs, il existe plusieurs autres méthodes autant pertinentes que toutes celles que nous avons présentées dans cette introduction littéraire. Cependant, dans le cadre de ce mémoire, nous allons adopter la méthode de Cochrane (1994) pour décomposer l'indice du S&P500 en ses composantes permanente et transitoire.

Chapitre II - Les données

L'indice boursier qui fera l'objet de notre attention dans ce mémoire est le S&P500 (SPX). Cet indice boursier fut créé en 1950. Il est géré par « Standard & Poor's », l'une des principales sociétés de notation financière. Le S&P500 représente les 500 plus grandes entreprises cotées sur les bourses américaines. Cet indice couvre 80% de la capitalisation boursière et compte des actifs comptant approximativement \$2,2 trillion. Pour parvenir à la décomposition de l'indice du S&P500, nous comptons faire usage de la méthode de décomposition de John H. Cochrane employée dans Cochrane (1994). Cette méthode suppose que l'on dispose des variables suivantes : le Prix, les Dividendes et le ratio Dividendes/Prix du S&P500.

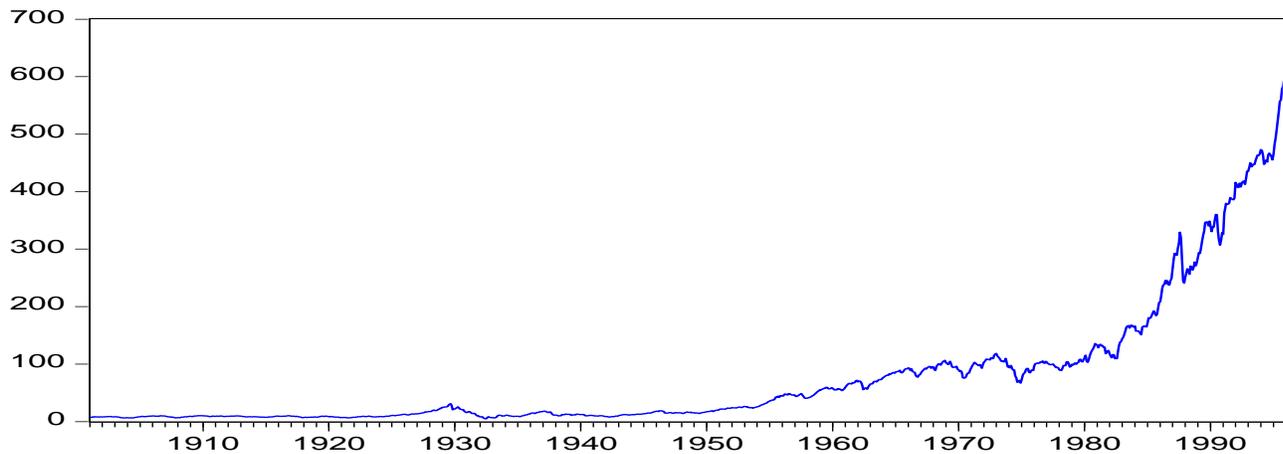
Aux fins de nos travaux, la principale source de données fut le « ONLINE DATA » de Robert Shiller. Sur cette base de données, il est possible de télécharger le cours et les dividendes mensuels de l'indice SPX. Nous avons choisi de travailler sur deux échantillons : l'un couvrant la période allant de Janvier 1901 à Décembre 1995 (1140 observations), et l'autre couvrant la période allant de Janvier 1901 à Juin 2015 (1374 observations).

A) L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995 : sur cet échantillon, nous allons observer l'évolution du cours (Prix), des Dividendes et du ratio (Dividendes/Prix).

1-Le cours du S&P500 (SPX) : dans sa base de données, Robert Shiller détermine le cours du SPX comme étant la moyenne mensuelle des prix de clôture journaliers des compagnies du S&P500. Sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995, nous observons l'évolution du cours du SPX comme illustré sur le graphique suivant :

Graphique 1

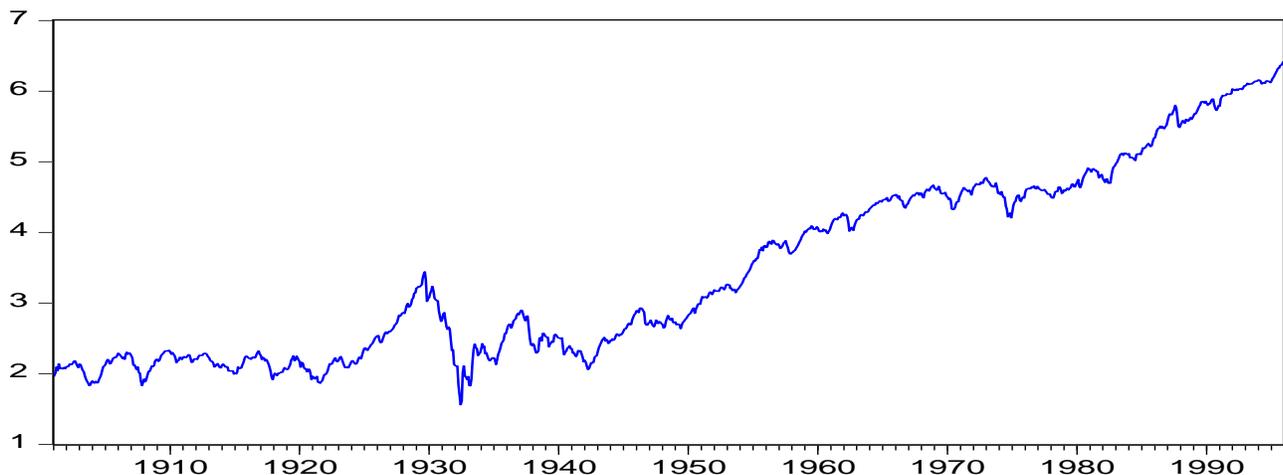
Le Cours du S&P500
Janvier 1901 à Décembre 1995



En transformant, comme dans Cochrane (1994), le Prix du S&P500 sous sa forme logarithmique, nous obtenons une nouvelle série nommée p telle que illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 2

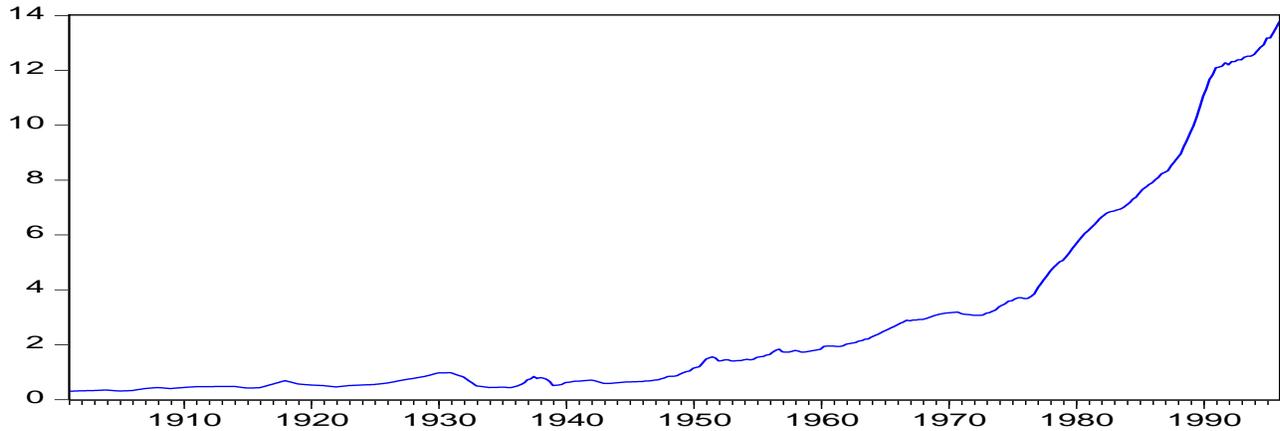
Le logarithme du Prix du S&P500
Janvier 1901 à Décembre 1995



2-Les dividendes du S&P500 : les données de cette variable sont le résultat d'une interpolation linéaire des dividendes trimestriels du S&P500. Sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995, nous observons l'évolution des Dividendes du SPX sur le graphique suivant :

Graphique 3

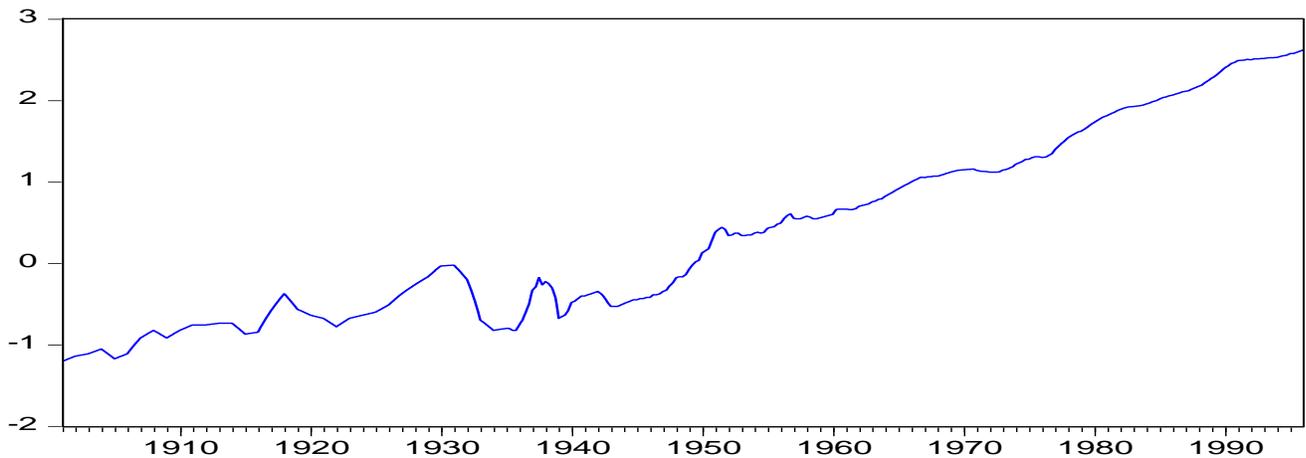
Les Dividendes du S&P500
Janvier 1901 à Décembre 1995



En transformant, comme dans Cochrane (1994), la variable « Dividendes » en sa forme logarithmique, nous obtenons une nouvelle série nommée d telle que illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 4

Le logarithme des Dividendes du S&P500
Janvier 1901 à Décembre 1995



3-Le ratio (Dividendes/Prix) du S&P500 : pour obtenir ce ratio, nous avons utilisé la formule suivante :

$$ratio_t = \frac{Dividendes_t}{Prix_t} \quad (1)$$

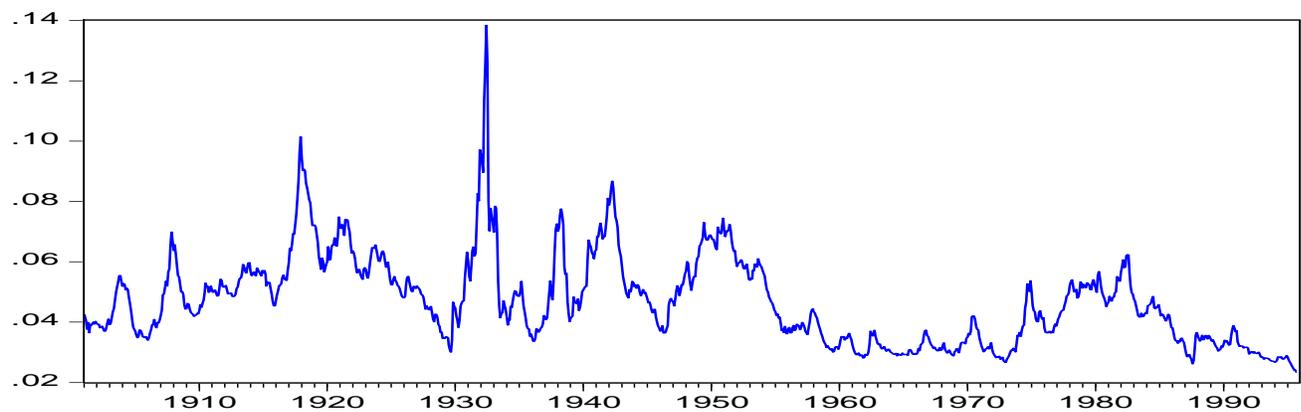
Où :

- $Prix_t$: le cours du S&P500 à la période t; et
- $Dividendes_t$: la somme des dividendes distribués par l'ensemble des compagnies du S&P500 à la période t.

En appliquant cette formule sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995, nous avons obtenu la série chronologique illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 5

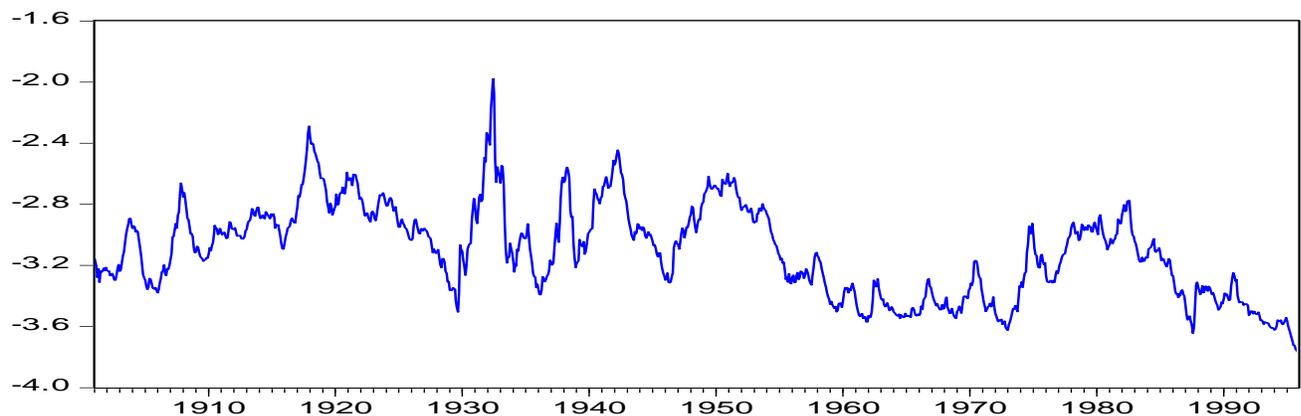
Le ratio Dividendes/Prix du S&P500
Janvier 1901 à Décembre 1995



En transformant, comme dans Cochrane (1994), ce ratio sous sa forme logarithmique, nous obtenons une nouvelle série nommée $(d - p)$ telle que illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 6

Le logarithme du ratio Dividendes/Prix du S&P500
Janvier 1901 à Décembre 1995

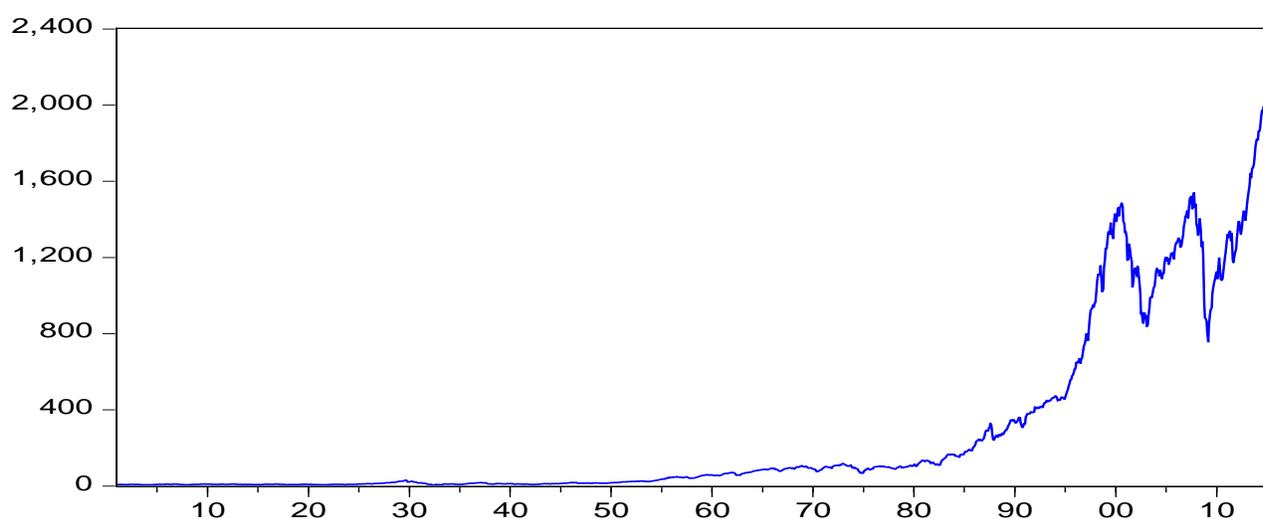


Sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995, ce sont là les données des trois principales variables que nous allons employer dans nos travaux.

B) L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015 : comme pour le premier, sur ce deuxième échantillon également nous allons observer l'évolution du cours (Prix), des Dividendes et du ratio (Dividendes/Prix).

1-Le cours du S&P500 (SPX) : sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015, nous observons l'évolution du cours du SPX comme indiqué sur le graphique suivant :

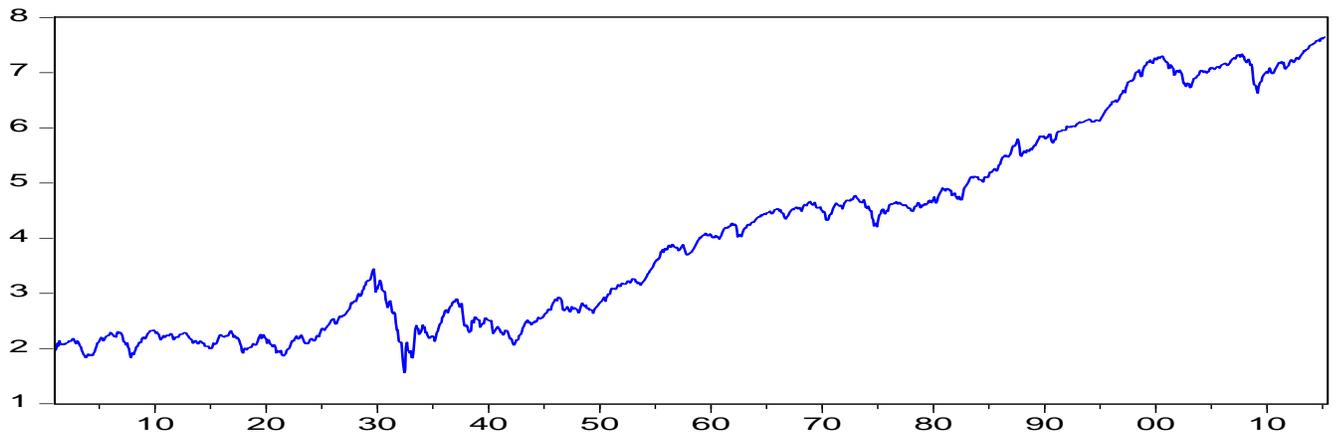
Graphique 7
Le Cours du S&P500
Janvier 1901 à Juin 2015



En transformant cette variable sous sa forme logarithmique, nous obtenons une nouvelle série nommée ***p*** telle que illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 8

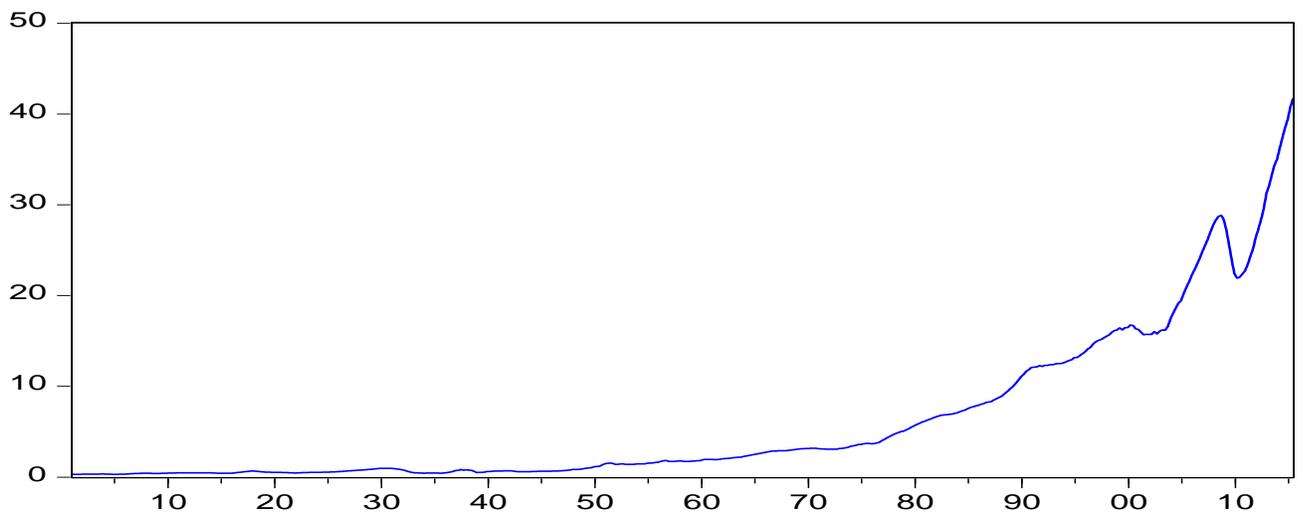
Le logarithme du Prix du S&P500
Janvier 1901 à Juin 2015



2-Les dividendes du S&P500 : sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015, nous observons l'évolution des Dividendes du SPX tel que indiqué sur le graphique suivant :

Graphique 9

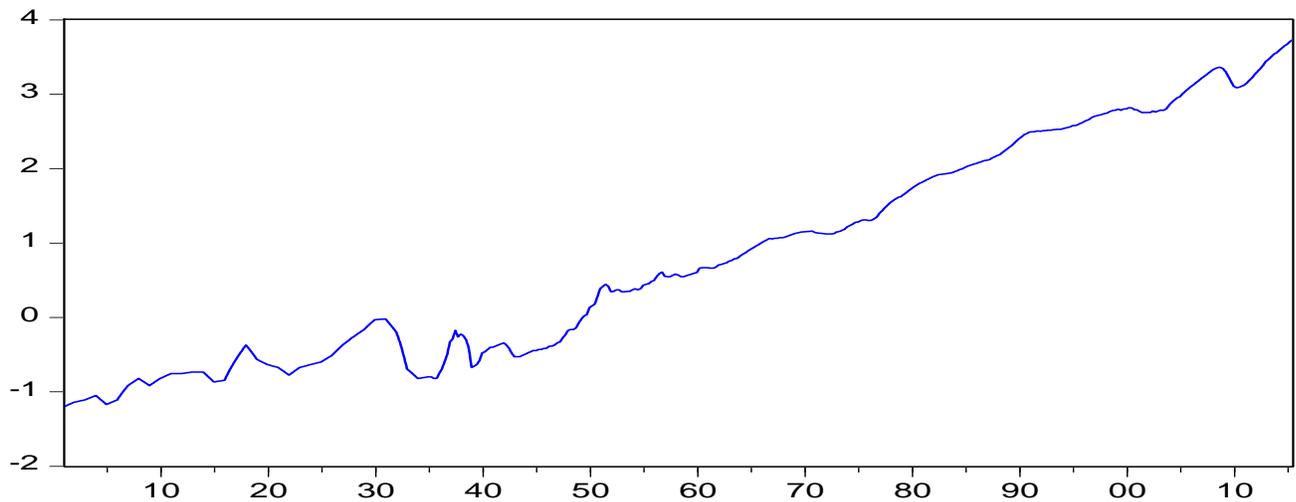
Les Dividendes du S&P500
Janvier 1901 à Juin 2015



En transformant cette variable sous sa forme logarithmique, nous obtenons une nouvelle série nommée ***d*** telle que illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 10

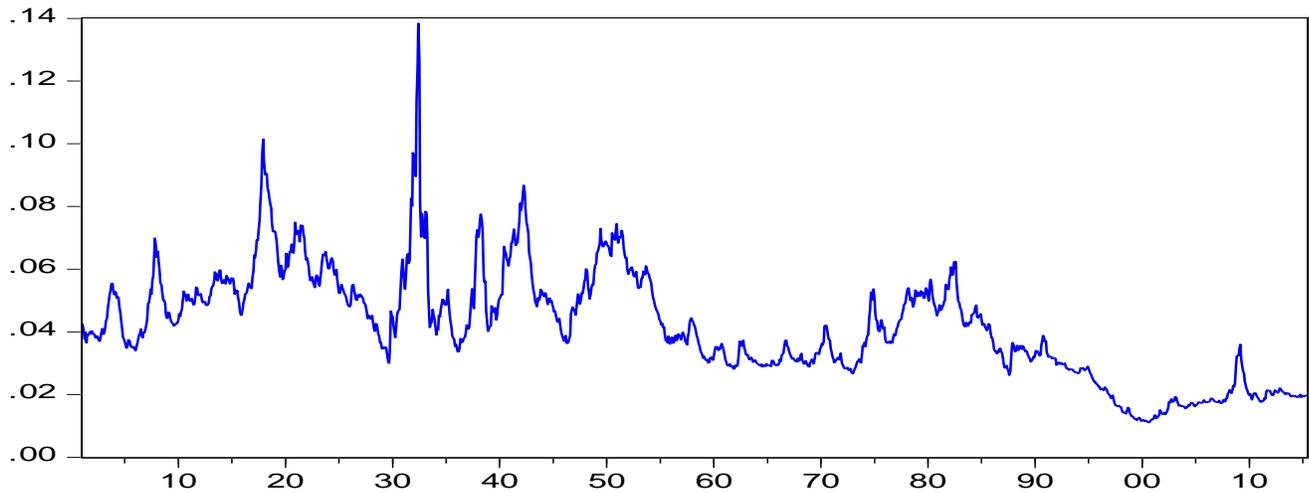
Le logarithme des Dividendes du S&P500
Janvier 1901 à Juin 2015



3-Le ratio (Dividendes/Prix) du S&P500 : pour obtenir ce ratio, nous avons utilisé la formule (1) et nous avons obtenu la série chronologique illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 11

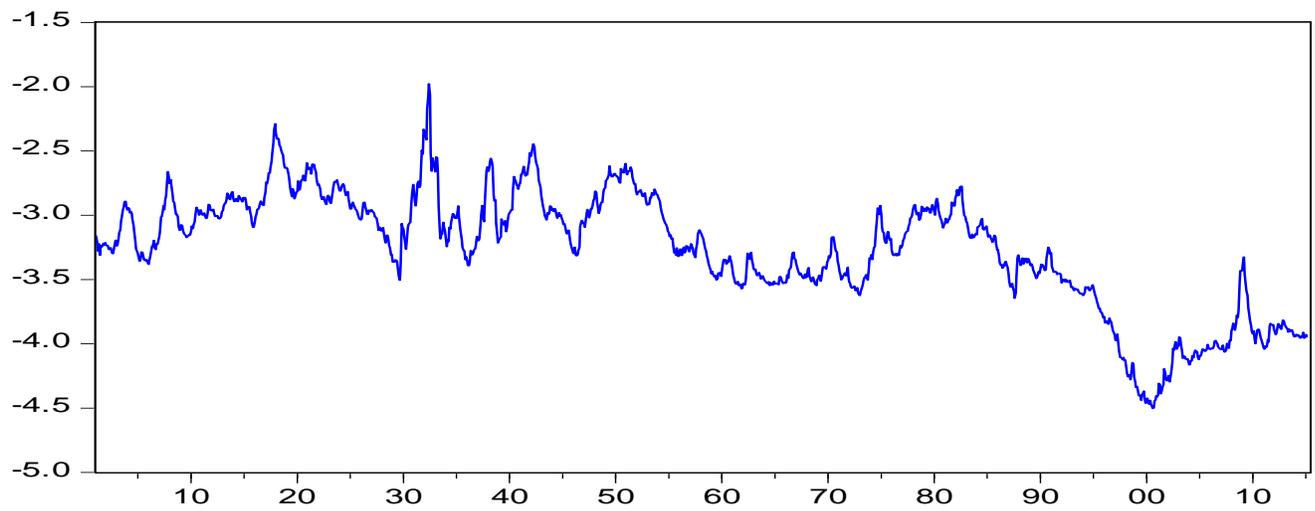
Le ratio Dividendes/Prix du S&P500
Janvier 1901 à Juin 2015



En transformant ce ratio en sa forme logarithmique, nous obtenons une nouvelle série nommée $(d - p)$ telle que illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 12

Le logarithme du ratio Dividendes/Prix du S&P500
Janvier 1901 à Juin 2015



Sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015, ce sont là les données des trois principales variables que nous allons employer dans nos travaux.

Chapitre III - La Méthodologie

Cochrane (1994) étant notre modèle de référence, alors nous allons employer sa méthodologie de décomposition. En effet, pour parvenir à décomposer le prix des actifs en leurs composantes permanente et transitoire, Cochrane se sert d'un modèle Vecteur Autorégressif (VAR) bi-varié. Dans son modèle, non seulement Cochrane régresse les rendements des prix et des dividendes sur leurs variables de retard, mais aussi, sur le ratio (Dividendes/Prix). L'auteur justifie le choix d'inclure le ratio (Dividendes/Prix) dans ces différentes régressions par le fait que, non seulement ce ratio est stable sur une longue période du fait de l'existence d'une relation de cointégration entre le prix et les dividendes, mais de plus, en considérant que les dividendes évoluent presque en marche aléatoire, il trouve que ce ratio arrive à mieux prédire les rendements du prix des actifs. Par la suite, Cochrane a employé un modèle-à-correction-d'erreurs pour mettre l'accent sur les prévisions de rendements à long terme. Avec une pareille spécification, et grâce à des opérations de décomposition de la variance, de fonctions à « réponse impulsionnelle », et au filtre de Beveridge-Nelson, Cochrane arrive à extraire les composantes permanente et transitoire du prix des actifs. Il en conclut que 57% de la variation du prix des actifs est provoquée par des chocs transitoires. Pour spécifier nos modèles VAR dans la logique de Cochrane (1994), sur chacun des deux échantillons, nous allons étudier dans ce chapitre la stationnarité, la cointégration et le rendement de nos trois variables.

A) L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995 : sur cet échantillon, nous allons analyser la stationnarité et la cointégration des deux variables du SPX.

1-La stationnarité des variables : pour étudier la stationnarité de chacune des variables, nous avons procédé, grâce au logiciel Eviews, à des tests de racine unitaire. Nous avons notamment soumis la forme logarithmique de chacune des variables au test Augmenté de Dickey-Fuller. Le test de Dickey-Fuller définit l'hypothèse nulle comme suit : « *la variable admet une racine unitaire* ».

1.a) La stationnarité du prix : comme indiqué dans le tableau suivant, il apparaît que la variable p en niveau du SPX admet une racine unitaire car, dans toutes les circonstances, la probabilité (P-value) est largement supérieure au seuil conventionnel de 5%. La variable n'est donc pas stationnaire en niveau.

Tableau 1

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	0,739902	99,30%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-1,913202	64,69%	-3,966	-3,414	-3,129

Afin de rendre le prix du SPX stationnaire, nous avons différencié une fois la variable et nous l'avons soumise au test de racine unitaire. Nous avons obtenu le tableau suivant :

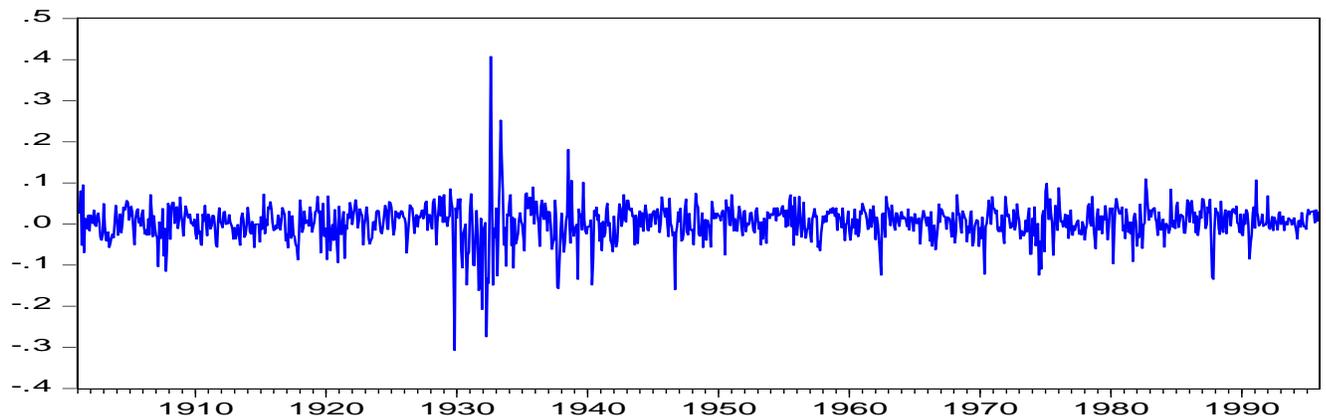
Tableau 2

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	-21,83354	0%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-21,89393	0%	-3,966	-3,414	-3,129

De ce tableau, il apparaît que, dans toutes les circonstances, l'hypothèse nulle est rejetée. La variable est donc stationnaire en première différence. De ce fait, nous en concluons que $p \sim I(1)$. Le graphique suivant illustre la nouvelle série différenciée du Prix du SPX :

Graphique 13

Le logarithme du Prix du S&P500 différencié 1 fois
Janvier 1901 à Décembre 2015



1.b) La stationnarité des Dividendes : pour déterminer si les dividendes du SPX sont stationnaires, nous allons soumettre la variable d au test de racine unitaire de Dickey-Fuller. Les résultats du test de stationnarité apparaissent dans le tableau suivant :

Tableau 3

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	0,054641	96,21%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-2,575279	29,18%	-3,966	-3,414	-3,129

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle qui veut que la variable admette une racine unitaire n'est pas rejetée. Les dividendes en niveau du SPX ne sont donc pas stationnaires. Pour rendre la variable stationnaire, nous l'avons différencié une fois et nous l'avons soumise au test de racine unitaire. Les résultats du test de stationnarité sur la nouvelle variable différenciée sont illustrés au tableau suivant :

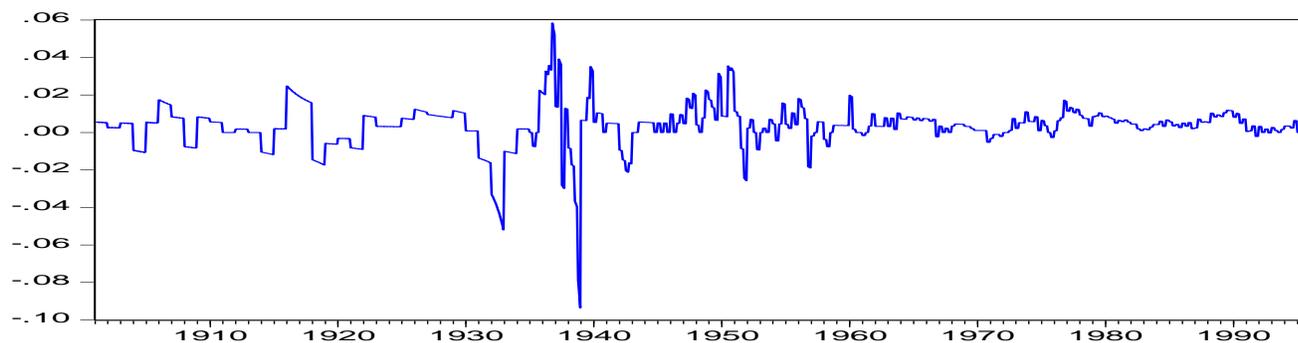
Tableau 4

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	-6,960962	0%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	--7,007265	0%	-3,966	-3,414	-3,129

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée dans toutes les circonstances. La variable est donc stationnaire en première différence. Nous en concluons que $d \sim I(1)$. Le graphique suivant illustre la nouvelle série différenciée des dividendes du SPX :

Graphique 14

Le logarithme des Dividendes du S&P500 différencié 1 fois
Janvier 1901 à Juin 2015



1.c) La stationnarité du ratio (Dividendes/Prix) : nous avons soumis la variable $(d - p)$ du SPX au test de racine unitaire. Et nous avons obtenu le résultat illustré dans le tableau suivant :

Tableau 5

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	-3,167538	2,22%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-4,067444	0,72%	-3,966	-3,414	-3,129

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée dans toutes les circonstances. La seule exception intervient au niveau de la valeur critique à 1% lorsque la spécification du test tient compte d'une Constante. Cependant, pour ce qui est du seuil de la valeur critique, nos exigences de stationnarité dans ce mémoire se situent entre 5% et 10%. Nous pouvons donc affirmer que la variable $(d - p)$ n'admet aucune racine unitaire dans cet intervalle. De ce fait, la variable est stationnaire en niveau. Nous en concluons que $(d - p)_{SPX} \sim I(0)$. Ce résultat confirme les observations faites dans Cochrane(1994) où l'auteur explique la stationnarité en niveau du ratio (Dividendes/Prix) comme une conséquence de la relation de cointégration qui existe entre le Prix et les Dividendes.

2-La Cointégration des variables du SPX : étant donné que sur cet échantillon les variables p et d sont intégrées d'ordre 1, alors nous pouvons employer le test de cointégration de Johansen. En soumettant les trois variables au test de cointégration de Johansen, nous obtenons les deux tableaux suivants qui illustrent les résultats des tests « Trace » et « Maximum-Eigenvalue » :

Tableau 6

Hypothèses nulles (H0)	LE TEST TRACE			
	Eigenvalue	Statistique-Trace	Valeur critique à 5%	Probabilité
Aucune	0,014131	16,35546	15,49471	3,70%
1	0,000281	0,316611	3,841466	57,36%

L'hypothèse nulle (H_0) étant définie comme « *le nombre d'équations Cointégrées* », alors selon le test-Trace de Johansen, l'hypothèse nulle est rejetée au seuil conventionnel de 5% pour la première hypothèse. Cependant, elle est avérée pour la deuxième hypothèse qui indique la présence d'une seule relation de cointégration entre nos deux variables. Quant au test Maximum-Eigenvalue, ses résultats sont illustrés dans le tableau suivant :

Tableau 7

Hypothèses nulles (H0)	LE TEST MAXIMUM-EIGENVALUE			
Nombre d'équations Cointégrées	Eigenvalue	Statistique-Trace	Valeur critique à 5%	Probabilité
Aucune	0,014131	16,03885	14,26460	2,59%
1	0,000281	0,316611	3,841466	57,36%

De ce tableau, il apparaît que le test Maximum-Eigenvalue indique également la présence d'une seule relation de cointégration entre nos deux variables. Le test de cointégration de Johansen nous a aussi permis d'obtenir les coefficients de l'équation de cointégration qui existent entre nos deux variables. L'équation de cointégration s'écrit comme suit :

$$eq_{1t} = -3,04302 + p_t - 1,173474 * d_t \quad (2)$$

Où :

- p_t : la variable prix à la période t; et
- d_t : la variable dividende à la période t.

Plus tard dans nos travaux, nous allons faire usage de l'équation (2) pour mieux spécifier nos modèles sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995.

B) L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015 : comme sur le premier, sur ce second échantillon, nous allons également analyser la stationnarité et la cointégration de nos 2 variables.

1-La stationnarité des variables : pour étudier la stationnarité de chacune des variables sur cet échantillon, nous allons soumettre la forme logarithmique de chacune des variables au test augmenté de Dickey-Fuller.

1.a) La stationnarité du prix : comme indiqué dans le tableau suivant, il apparaît que le prix en niveau du SPX admet une racine unitaire car, dans toutes les circonstances, la probabilité (P-value) est largement supérieure au seuil conventionnel de 5%. La variable n'est donc pas stationnaire en niveau.

Tableau 8

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	0,665996	99,14%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-2,204798	48,60%	-3,966	-3,414	-3,129

Afin de rendre le prix du SPX stationnaire, nous avons différencié une fois la variable et repris le test de racine unitaire. Les résultats du test apparaissent dans le tableau suivant :

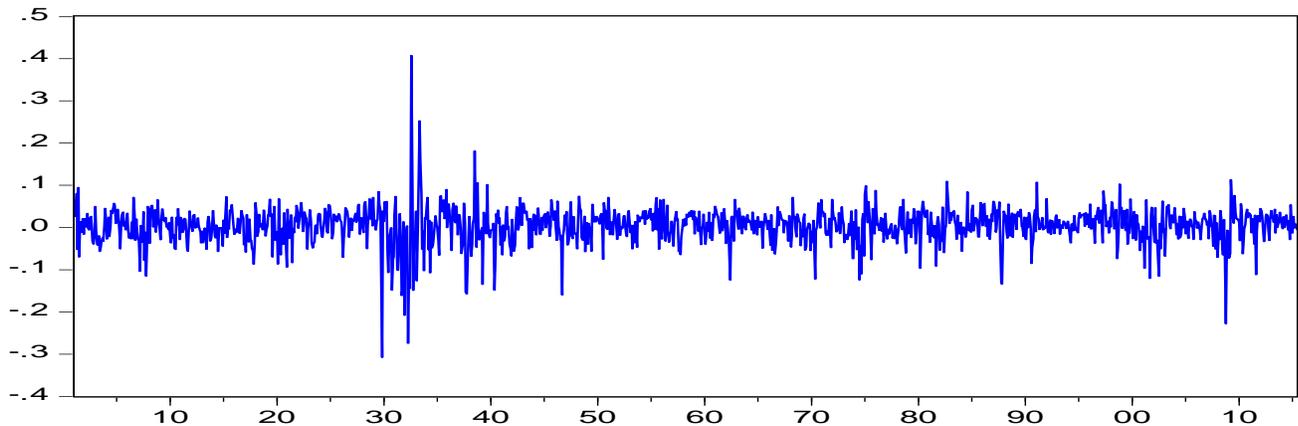
Tableau 9

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	-23,95835	0%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-24,00317	0%	-3,966	-3,414	-3,129

Nous observons de ce tableau que l'hypothèse nulle est rejetée dans toutes les circonstances. Cette variable est donc stationnaire en première différence : nous en concluons donc que $p \sim I(1)$. Le graphique suivant illustre la nouvelle série différenciée du Prix du SPX :

Graphique 15

Le logarithme du Prix du S&P500 différencié 1 fois
Janvier 1901 à Juin 2015



1.b) La stationnarité des Dividendes : pour déterminer si les dividendes du SPX sont stationnaires, nous allons soumettre la variable au test de racine unitaire de Dickey-Fuller. Les résultats du test apparaissent au tableau suivant :

Tableau 10

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	0,318591	97,92%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-2,769916	20,88%	-3,966	-3,414	-3,129

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle n'est pas rejetée. Les dividendes en niveau du SPX admettent donc une racine unitaire. Pour rendre la variable stationnaire, nous l'avons différencié une fois et nous l'avons soumise au test de racine unitaire. Les résultats du test de stationnarité sont illustrés dans le tableau suivant :

Tableau 11

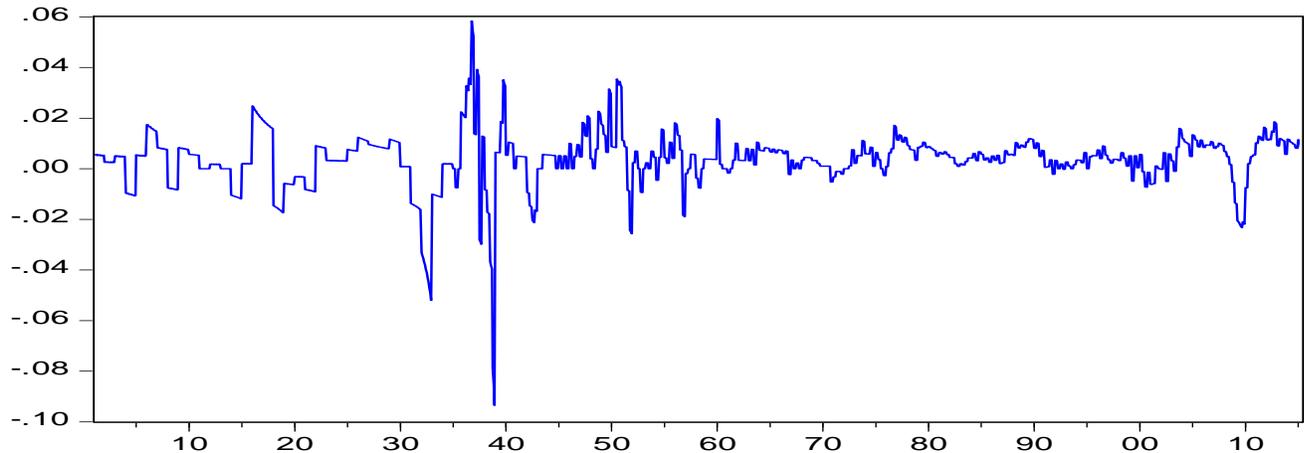
Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	-7,446441	0%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-7,507031	0%	-3,966	-3,414	-3,129

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée dans toutes les circonstances. La variable est donc stationnaire en première différence. Nous en

concluons donc que $d \sim I(1)$. Le graphique suivant illustre la nouvelle série différenciée des dividendes du SPX :

Graphique 16

Le logarithme des Dividendes du S&P500 différencié 1 fois
Janvier 1901 à Juin 2015



1.c) La stationnarité du ratio (Dividendes/Prix) : nous allons soumettre la variable $(d - p)$ du SPX au test de racine unitaire. Sur cet échantillon, nous avons obtenu le résultat illustré dans le tableau suivant :

Tableau 12

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	-2,108099	24,16%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-3,815165	1,60%	-3,966	-3,414	-3,129

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle n'est rejetée que lorsque la spécification du test tient compte, de manière inclusive, d'une tendance linéaire et d'une constante au seuil critique de 5% et 10%. Cependant, lorsque la spécification du test ne tient compte que d'une constante, l'hypothèse nulle est avérée quel que soit le seuil de la valeur critique. De ce fait, sur cet échantillon, le ratio (Dividendes/Prix) n'est pas stationnaire en niveau. Ce résultat vient en contradiction des travaux effectués dans Cochrane (1994) et des résultats obtenus sur le premier échantillon. Pour rendre stationnaire cette variable, nous allons donc la différencier une fois et la soumettre au test de racine unitaire. Nous obtenons le tableau suivant :

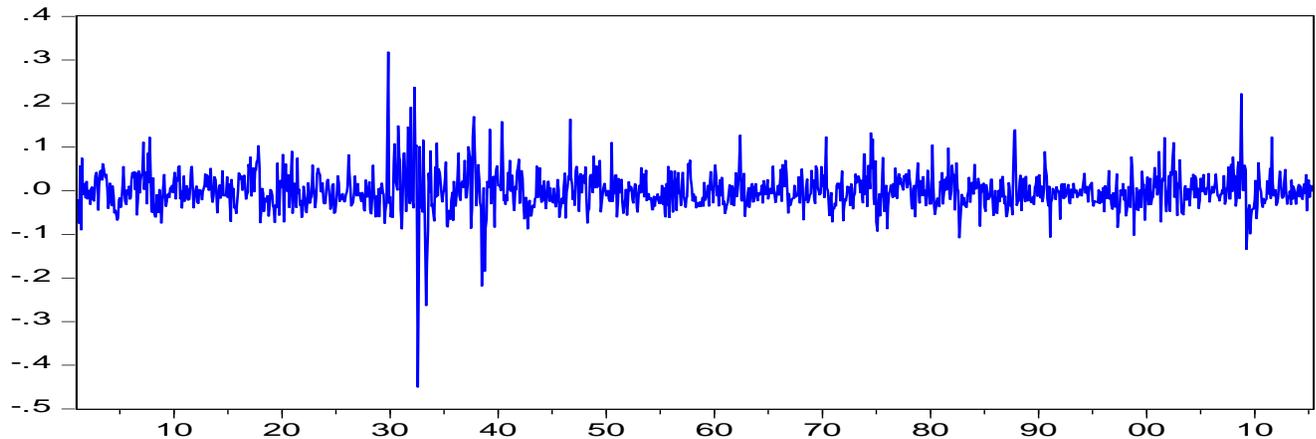
Tableau 13

Test Augmenté de Dickey-Fuller	Statistique-t	P-value	Valeur critique		
			1%	5%	10%
Constante	-23,42824	0%	-3,436	-2,864	-2,568
Tendance linéaire et constante	-23,42702	0%	-3,966	-3,414	-3,129

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée dans toutes les circonstances. La variable $(d - p)$ est donc stationnaire en première différence. Nous en concluons que $(d - p) \sim I(1)$. Le graphique suivant illustre la série de la nouvelle variable différenciée :

Graphique 17

Le logarithme du ratio Dividendes/Prix du S&P500 différencié 1 fois
Janvier 1901 à Juin 2015



2-La Cointégration des variables du SPX : en soumettant nos deux variables au test de cointégration de Johansen, nous obtenons les deux tableaux suivants qui illustrent les résultats des tests « Trace » et « Maximum-Eigenvalue » :

Tableau 14

Hypothèses nulles (H0)	LE TEST TRACE			
	Eigenvalue	Statistique-Trace	Valeur critique à 5%	Probabilité
Aucune	0.012620	17,92755	15,49471	2,11%
1	0,000433	0,591383	3,841466	44,19%

Le test-Trace de Johansen nous indique que, comme sur le premier échantillon, sur ce second échantillon il n'existe qu'une seule relation de cointégration entre nos deux variables. Quant au test Maximum-Eigenvalue, ses résultats sont illustrés dans le tableau suivant :

Tableau 15

Hypothèses nulles (H0)	LE TEST MAXIMUM-EIGENVALUE			
Nombre d'équations Cointégrées	Eigenvalue	Statistique-Trace	Valeur critique à 5%	Probabilité
Aucune	0,012620	17,33616	14,26460	1,58%
1	0,000433	0,591383	3,841466	44,19%

De ce tableau, il apparaît que le test Maximum-Eigenvalue nous indique également qu'il n'existe qu'une seule relation de cointégration entre nos deux variables. Le test de cointégration de Johansen nous a aussi permis de déterminer l'équation de cointégration entre nos deux variables. Cette équation s'écrit comme suit :

$$eq_{2t} = -3,043202 + p_t - 1,268070 * d_t \quad (3)$$

Où :

- p_t : la variable prix à la période t; et
- d_t : la variable dividende à la période t.

Dans la section C du présent chapitre qui portera sur la spécification des modèles, nous allons tenir compte des équations (2) et (3) pour mieux calibrer nos différents modèles.

C) La spécification des modèles : Dans Cochrane (1994), avant de procéder à la décomposition du prix des actifs en leurs composantes permanente et transitoire, l'auteur spécifie d'abord le modèle de régression susceptible de mieux capturer les effets et le comportement de ses variables. John H. Cochrane emploie notamment des Vecteurs Autorégressifs (VAR) bi-varié. Dans la présente section, nous allons donc procéder, pour chacun de nos deux échantillons, à la spécification des modèles à adopter.

1-L'échantillon allant de janvier 1901 à Décembre 1999 : pour une meilleure spécification d'un modèle VAR, il y a différentes étapes importantes à suivre. Dans un premier temps, il faut déterminer l'étendue des variables de retard à inclure dans le modèle; puis, procéder à l'analyse des résidus; ensuite, vérifier la stabilité du modèle et procéder aux tests de causalité pour déterminer l'influence des différentes variables dans le système; et finalement, procéder au diagnostic des coefficients.

Dans Cochrane (1994), l'auteur a choisi un VAR d'ordre 2 pour son modèle. Au lieu de choisir aveuglement pour nos données un modèle VAR d'ordre 2, nous allons d'abord tester d'autres méthodes de sélection, notamment la méthode des critères d'information. En considérant le critère d'information Akaike (AIC) comme étant notre critère de référence, alors, avec une valeur **AIC = -11, 14091**, il apparaît que le nombre de retard optimal sur ce premier échantillon est de **12**. La prochaine étape consiste à estimer des modèles VAR selon la suggestion faite par le critère d'information AIC.

1) Le modèle VAR(12) : le modèle VAR(12) tel que suggéré le critère d'information AIC s'écrit sous la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta p_t = c_1 + \sum_{i=1}^{12} \alpha_{1i} \Delta p_{t-i} + \sum_{j=1}^{12} \beta_{1j} d_{t-j} + \gamma_1 (d_{t-1} - p_{t-1}) + u_{1t} \\ \Delta d_t = c_2 + \sum_{i=1}^{12} \alpha_{2i} \Delta p_{t-i} + \sum_{j=1}^{12} \beta_{2j} d_{t-j} + \gamma_2 (d_{t-1} - p_{t-1}) + u_{2t} \end{array} \right. \quad (4)$$

Où :

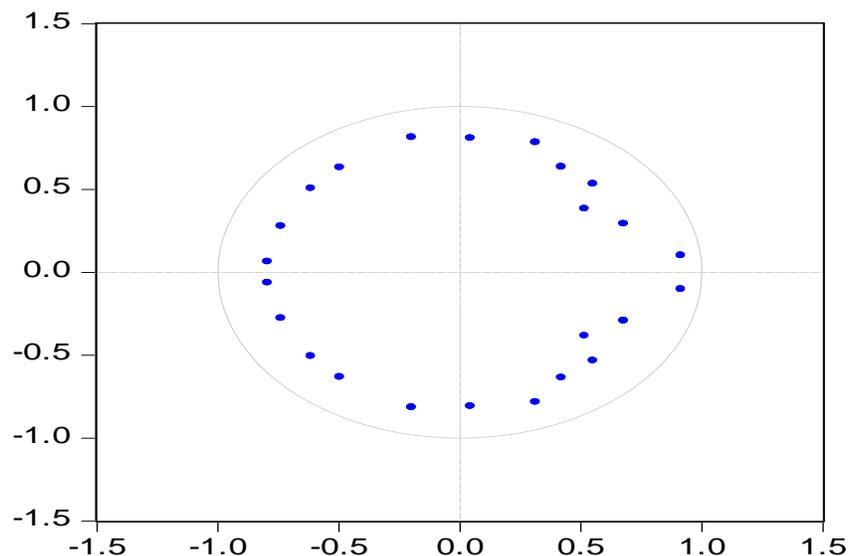
- c_1 et c_2 : les constantes du système de régression;
- Δp_t : le rendement du prix à la période t;
- Δd_t : le rendement des dividendes à la période t;
- Δp_{t-i} : les variables de retards du rendement du prix;
- d_{t-j} : les variables de retard du rendement des dividendes;
- $(d_{t-1} - p_{t-1})$: le ratio (dividendes/prix) à la période (t-1);

- u_{1t} et u_{2t} : les résidus du système la régression; et
- $\alpha_{1i}, \alpha_{2i}, \beta_{1j}, \beta_{2j}, \gamma_1$ et γ_2 : les coefficients du système de régression.

Après avoir estimé, grâce au logiciel Eviews, le modèle VAR(12) tel que spécifié dans le système d'équations (4), il nous revient à présent à procéder aux différentes analyses nécessaires pour valider la pertinence de ce modèle.

1.a) L'analyse de la stabilité du modèle : analyser la stabilité d'un modèle VAR consiste à vérifier si toutes ses racines sont hors du cercle unitaire. Un modèle VAR dont une ou plusieurs racines sont à l'intérieur du cercle unitaire n'est pas un modèle stable, et par conséquent il serait impertinent d'utiliser les fonctions de « réponse impulsionnelle » et de « décomposition de la variance » pour un tel modèle. Pour analyser la stabilité du modèle, nous allons donc observer le graphique suivant qui illustre les racines inverses du polynôme autorégressif caractéristique du modèle VAR(12) :

Graphique 18
Racines inverses du polynôme autorégressif caractéristique



De ce graphique, il apparaît qu'aucune racine n'est hors du cercle unitaire. Étant donné qu'il s'agit de racines inverses, alors nous pouvons donc en conclure que le modèle VAR(12) est stable. Nous pouvons donc en conclure que le modèle est stable et

admissible pour les opérations de décomposition de la variance et les fonctions de « réponse impulsionnelle ».

1.b) L'Analyse de la causalité au sein du modèle : il est utile de vérifier si notre modèle VAR(6) contient des variables susceptibles de se comporter comme des variables exogènes. Pour ce faire, nous allons précéder au test de causalité de Granger. Une variable « granger-cause » la variable dépendante lorsque l'hypothèse nulle est rejetée au seuil conventionnel de 5%. L'hypothèse nulle est définie comme suit : « *la variable exclue ne granger-cause pas la variable dépendante* ». Nous obtenons le tableau suivant :

Tableau 16

Variable causée: Δp		
Variable causale	Chi-carré	Probabilité
Δd	31,72989	0,15%

De ce tableau, il apparaît qu'en excluant la variable « Dividendes » du système, l'hypothèse nulle est rejetée au seuil conventionnel de 5% car la probabilité associé est de 0,15%. On peut donc en conclure que la variable « Dividendes » granger-cause la variable « Prix ». Cependant, pour mieux cerner la nature de cette causalité dans le système, nous allons procéder au test d'exclusion des variables de Wald. Dans ce test, l'hypothèse nulle est définie comme suit: « *la variable de retard considérée peut être exclue du système* ». Il apparaît du tableau (17) suivant que, prises conjointement, c'est seulement aux paliers de retard 2, 7, 10, 11 et 12 que l'ensemble des variables ne sont pas pertinentes. Prises individuellement, la variable Δp est significative aux paliers de retard 1, 2 et 8; tandis que la variable Δd n'est insignifiante qu'aux paliers de retard 2, 7, 10 et 11. Ceci est un résultat satisfaisant dans la mesure où, non seulement il existe un effet de causalité entre la variable indépendante et la variable dépendante, mais de plus, chacune des variables, sur un palier de retard ou sur un autre, produit des effets dans le modèle VAR(12).

Tableau17

VAR(12)	Δp	Δd	Conjointement
Retard 1	106,2104	885,0502	993,2636
<i>P-value</i>	[0,000000]	[0,000000]	[0,000000]
Retard 2	7,566408	1,444574	8,713133
<i>P-value</i>	[0,022750]	[0,485640]	[0,068684]
Retard 3	3,399015	70,58442	76,03229
<i>P-value</i>	[0,182774]	[4,44e-16]	[1,22e-15]
Retard 4	2,789048	47,19724	51,89436
<i>P-value</i>	[0,247951]	[5,64e-11]	[1,45e-10]
Retard 5	2,637925	11,01545	14,64262
<i>P-value</i>	[0,267413]	[0,004055]	[0,005503]
Retard 6	4,24229	7,907224	12,99719
<i>P-value</i>	[0,119894]	[0,019185]	[0,011290]
Retard 7	1,585767	0,060298	1,60519
<i>P-value</i>	[0,452538]	[0,970301]	[0,807859]
Retard 8	10,26302	8,639415	19,68313
<i>P-value</i>	[0,005908]	[0,013304]	[0,000577]
Retard 9	2,544331	7,148794	10,4282
<i>P-value</i>	[0,280224]	[0,028032]	[0,033801]
Retard 10	3,744882	0,944658	4,481061
<i>P-value</i>	[0,153748]	[0,623548]	[0,344799]
Retard 11	3,419954	0,836886	4,48087
<i>P-value</i>	[0,180870]	[0,658071]	[0,344822]
Retard 12	0,984061	16,7468	17,64414
<i>P-value</i>	[0,611384]	[0,000231]	[0,001448]

1.c) Le diagnostic des coefficients : pour mieux cerner la pertinence de chacune des variables dans le système, nous avons procédé au test de restriction des coefficients de Wald. Le diagnostic des coefficients nous permet de tester la possibilité que les coefficients assignés aux retards d'une variable donnée dans le modèle soient conjointement nuls. Considérons le système d'équations (4) et posons les hypothèses nulles suivantes :

- « $H_0 : \alpha_{1i} = 0$: l'ensemble des coefficients assignés aux retards de la variable prix sont égaux à 0 »;

- « $H_0 : \beta_{1j} = 0$: l'ensemble des coefficients assignés aux retards de la variable Dividendes sont égaux à 0 »; et
- « $H_0 : \gamma_1 = 0$: l'ensemble des coefficients assignés aux retards à la variable Ratio (Dividendes/Prix) sont égaux à 0 ».

Puis, testons ces hypothèses nulles grâce au test de restriction des coefficients de Wald. Nous obtenons le tableau suivant :

Tableau 18

Hypothèses H_0	Chi ²	Probabilité
<i>H₀-prix</i>	120,4113	0%
<i>H₀-dividendes</i>	31,72989	0,15%
<i>H₀-ratio</i>	3,326927	6,82%

De ce test de restriction des coefficients de Wald, si l'hypothèse nulle est avérée pour le coefficient assigné à la variable $(d_{t-1} - p_{t-1})$, cependant, elle est rejetée pour les retards assignés aux variables p et d . Ceci est tout de même un résultat mitigé.

Pour une meilleure spécification, il est utile à ce stade de nos travaux de faire usage de l'une des propriétés les plus importantes de nos données : la relation de cointégration qui existe entre nos deux variables. Dans Cochrane (1994), pour aménager son modèle VAR de manière à être prédisposé à performer convenablement les fonctions de « réponse impulsionnelle » et de « décomposition de la variance », l'auteur a fait usage d'un modèle-à-correction-d'erreurs. Dans notre cas, nous allons nous appuyer sur la relation de cointégration qui existe entre nos deux variables pour estimer un modèle vectoriel-à-correction-d'erreurs (VECM).

2) Le modèle VECM(12,2) : le modèle VECM est une amélioration naturelle du modèle VAR. Lors du traitement des données du S&P500 sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995, nous avons déterminé que, grâce aux tests « Trace » et « Maximum-Eigenvalue » de Johansen, il existait une relations de cointégration entre nos deux variables. Le test de Johansen nous avait également permis de déterminer

l'équation cointégration. Il s'agit de l'équation (2). C'est sur ces résultats que nous allons nous appuyer pour définir le modèle VECM(12,2) sur cet échantillon.

Définir un modèle VECM(12,2) consiste à écrire un modèle VAR(12) tout en y intégrant l'équation (2). En sachant que l'équation (2) s'écrit comme suit :

$$eq_{1t} = -3,04302 + p_t - 1,173474 * d_t$$

Où :

- p_t : la variable prix à la période t; et
- d_t : la variable dividende à la période t.

Alors, le VECM(12,2) s'écrira comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta p_t = c_1 + \theta_1 * eq_{1t} + \sum_{i=1}^{12} \beta_{1i} * \Delta p_{t-i} + \sum_{j=1}^{12} \alpha_{1j} * \Delta d_{t-j} + u_{1t} \\ \Delta d_t = c_2 + \theta_2 * eq_{1t} + \sum_{i=1}^{12} \beta_{2i} * \Delta p_{t-i} + \sum_{j=1}^{12} \alpha_{2j} * \Delta d_{t-j} + u_{2t} \end{array} \right. \quad (5)$$

Où :

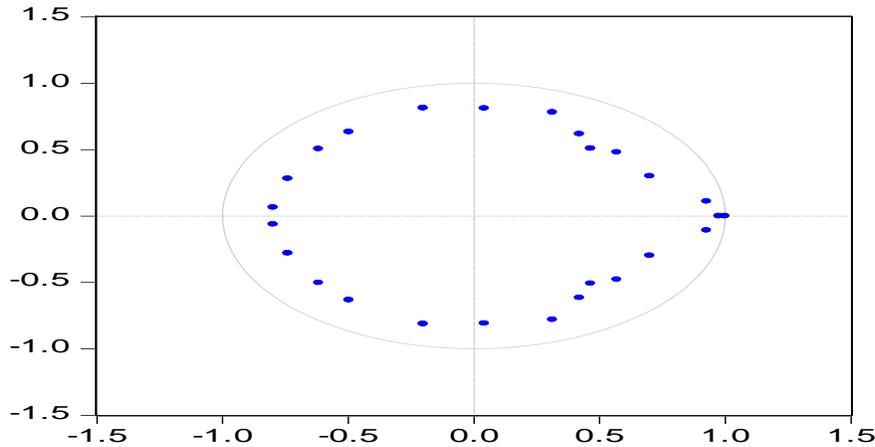
- c_1 et c_2 : les constantes du système de régression;
- Δp_t : le rendement de la variable prix à la période t;
- eq_{1t} : l'équation de cointégration à la période t;
- Δp_{t-i} : les variables de retard du rendement du prix;
- Δd_{t-j} : les variables de retard du rendement des dividendes;
- θ_1 et θ_2 : les coefficients de la relation à long terme;
- $\beta_{1i}, \beta_{2i}, \alpha_{1j}$ et α_{2j} : les coefficients des relations de court terme; et
- u_{1t} et u_{2t} : les résidus du système régression.

Suite à la spécification et à l'estimation du modèle VECM(12,2) tel spécifié dans le système d'équation (5), il nous revient à présent à analyser la pertinence du modèle.

2.a) L'Analyse de la stabilité du modèle : pour analyser la stabilité du modèle, nous allons observer le graphique suivant qui illustre les racines inverses du polynôme autorégressif caractéristique du modèle VECM(12,2):

Graphique 18

Racines inverses du polynôme autorégressif caractéristique



De ce graphique, il apparaît que, avec une racine imposée, toutes les autres racines du modèle sont à l'intérieur du cercle unitaire. Nous en concluons donc que notre modèle VECM(12,2) est stable et prédisposé aux opérations de décomposition de la variance ainsi qu'aux fonctions de réponse impulsionnelle.

2.b) L'Analyse des effets de causalité au sein du modèle : en soumettant notre modèle au test de causalité de Granger, nous obtenons le tableau suivant :

Tableau 20

Variable causée: Δp		
Variable causale	Chi-sq	P-value
Δd	34,24550	0,06%

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle, qui veut que la variable Δd soit considérée comme une variable exogène dans le système est rejetée au seuil conventionnel de 5%. De ce fait, nous pouvons en conclure que cette variable indépendante granger-cause la variable Δp . Ceci est un résultat satisfaisant, cependant, pour connaître la nature de cette causalité, nous allons procéder au test

d'exclusion des variables de Wald. En soumettant notre modèle à ce test, nous obtenons les résultats illustrés dans le tableau suivant :

Tableau 21

VECM(12,2)	Δp	Δd	Conjointement
Retard 1	109,1321	884,2548	995,3406
<i>P-value</i>	[0,000000]	[0,000000]	[0,000000]
Retard 2	6,950776	1,356829	8,058777
<i>P-value</i>	[0,030950]	[0,507421]	[0,089449]
Retard 3	3,168817	70,38603	75,56531
<i>P-value</i>	[0,205069]	[5,55e-16]	[1,55e-15]
Retard 4	3,103036	47,26936	52,1791
<i>P-value</i>	[0,211926]	[5,44e-11]	[1,27e-10]
Retard 5	3,080404	10,8512	14,9373
<i>P-value</i>	[0,214338]	[0,004402]	[0,004833]
Retard 6	4,623313	7,725559	13,20812
<i>P-value</i>	[0,099097]	[0,021010]	[0,010302]
Retard 7	1,699289	0,066861	1,722718
<i>P-value</i>	[0,427567]	[0,967122]	[0,786587]
Retard 8	10,47695	8,347018	19,63671
<i>P-value</i>	[0,005308]	[0,015398]	[0,000589]
Retard 9	2,851051	6,892132	10,48656
<i>P-value</i>	[0,240382]	[0,031871]	[0,032983]
Retard 10	3,946137	0,911636	4,659811
<i>P-value</i>	[0,139030]	[0,633929]	[0,324016]
Retard 11	3,515772	0,77594	4,519192
<i>P-value</i>	[0,172409]	[0,678433]	[0,340278]
Retard 12	1,209108	16,10867	17,33073
<i>P-value</i>	[0,546318]	[0,000318]	[0,001667]

De ce tableau, il apparaît que, prises conjointement, les variables ne sont insignifiantes qu'aux paliers de retard 2, 7, 10 et 11. Prises individuellement, la variable Δp est significative sur les paliers de retard 1, 2 et 8; tandis que la variable la variable Δd n'est insignifiante qu'aux paliers de retard 2, 7, 10 et 11. Ceci est un résultat satisfaisant dans la mesure où toutes les variables sont pertinentes et produisent des effets sur un palier de retard ou sur un autre. Il nous revient de pousser en profondeur l'analyse de la pertinence des variables en procédant au diagnostic des coefficients.

2.c) Le diagnostic des coefficients du modèle : en se référant au système d'équation (5), il y a trois types de coefficients à diagnostiquer : la constante, le coefficient de long terme et les coefficients de court terme.

- **La constante (c)**: selon l'estimation produite avec le logiciel Eviews, il apparaît que la constante $C_1 = 0,002847$ avec une **P – value** = 3,35%. Il en résulte que la constante est significative dans notre modèle.
- **Le coefficient de long terme θ_1** : c'est le coefficient qui arrime l'équation de cointégration Eq_{1t} à notre modèle. Pour que cette équation de cointégration soit pertinente dans notre modèle, non seulement ce coefficient θ_1 doit être significatif, mais de plus, il doit être négatif pour permettre un retour vers l'équilibre. Les résultats de l'estimation de notre modèle vectoriel à correction d'erreurs montrent que $\theta_1 = -0,018003$ avec une **P – value** = 0,08%. Il apparaît ainsi que le coefficient θ_1 est effectivement négatif et très significatif dans le modèle. Ce résultat est confirmé par le test de restriction des coefficients de Wald. Le test de restriction de Wald pose comme hypothèse nulle : $\theta_1 = 0$. Avec une statistique **Khi²** = 11,34713 et une **P – value** = 0,08%, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée au seuil conventionnel de 5%. Confirmant ainsi la pertinence du coefficient θ_1 dans le système d'équations (5).
- **Les coefficients de court terme** : pour diagnostiquer les coefficients de court terme assignés aux retards des 2 variables dans notre modèle, nous allons une nouvelle fois faire usage du test de restriction des coefficients de Wald. Nous allons donc considérer le système d'équations (5) et poser les hypothèses nulles suivantes:
 - « H_0 : l'ensemble des β_{1i} sont conjointement égaux à 0 »;et
 - « H_0 : l'ensemble des α_{1j} sont conjointement égaux à 0 ».

Nous obtenons les résultats suivants :

Tableau 22

Hypothèses H_0	Khi ²	Probabilité
<i>H₀-prix</i>	126,2640	0%
<i>H₀-dividendes</i>	37,18039	0,02%

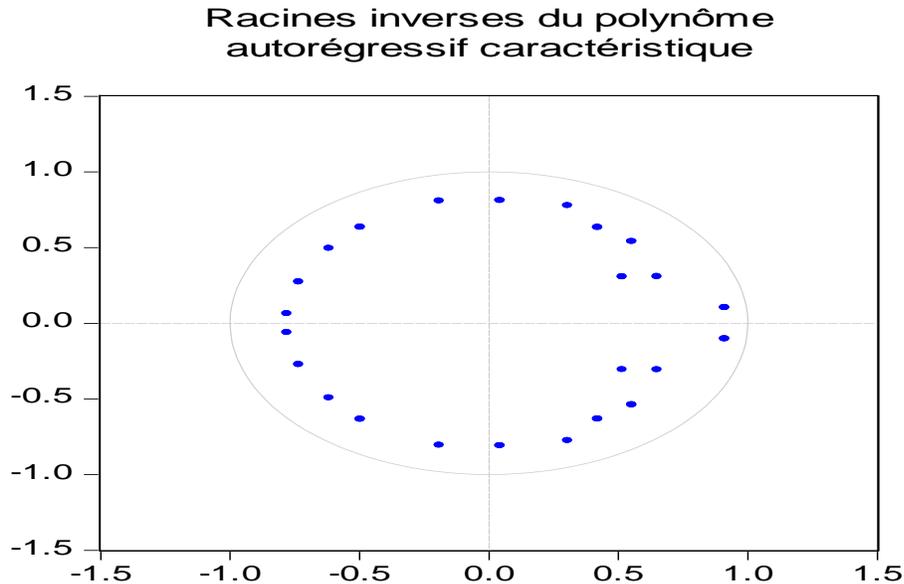
De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée pour les variables Δp et Δd . Cela signifie que, pour ces deux variables, les coefficients associés à leurs retards dans le modèle sont significatifs. Ceci est un résultat très satisfaisant pour notre modèle.

À ce stade de l'analyse, il apparaît que, contrairement au modèle VAR(12), le modèle VECM(12,2) ne connaît aucun trou d'air. De ce fait, au chapitre III de ce mémoire qui porte sur les opérations de décomposition, le modèle VECM(12,2) sera notre modèle de référence sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995.

2-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015 : pour spécifier le modèle VAR qui correspond le mieux aux données de cet échantillon, nous avons dans un premier temps déterminé le nombre de variables de retard à inclure dans le modèle VAR. En nous basant sur le critère de sélection Akaike, avec une valeur **AIC = -11,30727**, le nombre de retard optimal est, comme sur le premier échantillon, 12. La prochaine étape consiste pour nous à estimer de modèle VAR(12) tel que suggéré par le critère d'information AIC.

1) Le modèle VAR(12) : le modèle VAR(12) selon la suggestion du critère d'information AIC s'écrit similairement au système d'équations (4) définit pour le premier échantillon. À ce niveau, il est utile de rappeler que, concernant les variables, la principale différence entre les deux échantillons réside au fait que le ratio ($d - p$) est stationnaire sur le premier échantillon, tandis qu'il est non stationnaire sur le second échantillon qui fait l'objet de la présente section de nos travaux. Après avoir estimé, grâce au logiciel Eviews, le modèle VAR(12) tel que spécifié dans le système d'équations (4), à présent nous allons procéder aux différentes analyses nécessaires pour valider la pertinence de ce modèle sur ce second échantillon.

1.a) L'analyse de la stabilité du modèle : pour analyser la stabilité du modèle, nous allons observer le graphique suivant qui illustre les racines inverses du polynôme autorégressif caractéristique du modèle VAR(12) :



De ce graphique, il apparaît qu'aucune racine n'est hors du cercle unitaire. Nous pouvons donc en conclure que le modèle VAR(12) est également stable et prédisposé pour des opérations de décomposition de la variance et pour les fonctions de réponse impulsionnelle sur ce second échantillon.

1.b) L'Analyse des effets de causalité au sein du modèle : il est utile de vérifier si notre modèle VAR(12) contient des variables susceptibles de se comporter comme des variables exogènes. Pour ce faire, nous allons précéder au test de causalité de Granger. Avec ce test, l'hypothèse nulle est définie comme suit : « *la variable exclue ne granger-cause pas la variable dépendante* ». Nous obtenons le tableau suivant :

Tableau 23

Variable causée: Δp		
Variable causale	Chi-carré	Probabilité
Δd	31,60556	0,16%

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée au seuil conventionnel de 5% pour les deux variables exclues. Nous pouvons donc en conclure qu'il existe bien un

important effet de causalité entre la variable indépendante (Dividendes) et la variable dépendante (Prix) au sein du modèle VAR(12). Cependant, pour mieux cerner la nature de cette causalité dans le système, nous allons procéder au test d'exclusion des variables de Wald. Dans ce test, l'hypothèse nulle est définie comme suit : « la variable de retard considérée peut être exclue du système ». Nous obtenons le tableau suivant :

Tableau 24

VAR(12)	Δp	Δd	Conjointement
Retard 1	121,029	1073,194	1195,143
<i>P-value</i>	[0,000000]	[0,000000]	[0,000000]
Retard 2	10,0286	2,802723	12,35218
<i>P-value</i>	[0,006642]	[0,246261]	[0,014916]
Retard 3	2,311138	82,09458	86,19957
<i>P-value</i>	[0,314878]	[0,000000]	[0,000000]
Retard 4	1,761873	54,3964	57,48931
<i>P-value</i>	[0,414395]	[1,54e-12]	[9,77e-12]
Retard 5	4,140755	10,49475	15,71897
<i>P-value</i>	[0,126138]	[0,005261]	[0,003420]
Retard 6	2,968584	12,1752	15,42775
<i>P-value</i>	[0,226663]	[0,002271]	[0,003892]
Retard 7	2,496799	0,06182	2,547104
<i>P-value</i>	[0,286964]	[0,969563]	[0,636221]
Retard 8	12,63291	9,590921	22,99252
<i>P-value</i>	[0,001806]	[0,008267]	[0,000127]
Retard 9	3,144479	8,011861	11,78543
<i>P-value</i>	[0,207580]	[0,018207]	[0,019020]
Retard 10	2,939886	0,839043	3,640991
<i>P-value</i>	[0,229939]	[0,657361]	[0,456767]
Retard 11	3,175006	1,50441	4,867691
<i>P-value</i>	[0,204435]	[0,471326]	[0,301145]
Retard 12	0,642004	19,42738	20,09829
<i>P-value</i>	[0,725422]	[6,05e-05]	[0,000478]

De ce tableau, il apparaît que, prises conjointement, l'ensemble des variables ne sont insignifiantes qu'aux paliers de retard 7, 10 et 11. Prises individuellement, la variable Δp est significative aux paliers de retard 1, 2 et 8; tandis que la variable Δd n'est insignifiante qu'aux paliers de retard 2, 7, 10 et 11. Ceci est un résultat satisfaisant dans la mesure où, non seulement il existe un effet de causalité entre la variable

indépendante et la variable dépendante, mais de plus, chacune des variables, sur un palier de retard ou sur un autre, produit des effets dans notre modèle VAR(12).

1.c) Le diagnostic des coefficients: pour mieux cerner la pertinence de chacune des variables dans le système, nous allons procéder au test de restriction des coefficients de Wald. Considérons l'équation (4) et posons les hypothèses nulles suivantes :

- « $H_0 : \alpha_{1i} = 0$: l'ensemble des coefficients assignés aux retards de la variable prix sont égaux à 0 »;
- « $H_0 : \beta_{1j} = 0$: l'ensemble des coefficients assignés aux retards de la variable Dividendes sont égaux à 0 »; et
- « $H_0 : \gamma_1 = 0$: le coefficient assignés au retard à la variable $(d - p)$ est égal à 0 ».

Puis, testons ces hypothèses nulles grâce au test de restriction des coefficients de Wald. Nous obtenons le tableau suivant :

Tableau 25

Hypothèses H0	Chi ²	Probabilité
<i>H0-prix</i>	133,1105	0%
<i>H0-dividendes</i>	31,60556	0,16%
<i>H0-ratio</i>	1,372002	24,15%

De ce test de restriction des coefficients de Wald, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée pour les coefficients assignés aux variables p et d . Par contre, l'hypothèse nulle est avérée pour la variable $(d - p)$. Cela représente un trou d'air qui nécessite une correction.

Dans Cochrane (1994), pour aménager son modèle VAR de manière à être prédisposé à performer convenablement les fonctions de « réponse impulsionnelle » et de « décomposition de la variance », l'auteur a fait usage d'un modèle-à-correction-d'erreurs. Dans notre cas, pour corriger le trou d'air du modèle VAR(12) tout en ne perdant pas la candeur de nos données, nous allons profiter de l'une des plus

importantes caractéristiques de nos données : la relation de Cointégration qui existe entre le Prix et les Dividendes du S&P500. En effet, cette relation de Cointégration va nous permettre, comme sur le premier échantillon, d'estimer un modèle-vectorielle-à-correction-d'erreurs (VECM).

2-Le modèle VECM(12,2) : le modèle VECM est une amélioration naturelle du modèle VAR. Lors du traitement des données du S&P500 sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015, nous avons déterminé que, grâce aux tests « Trace » et « Maximum-Eigenvalue » de Johansen, il y a une cointégration entre nos deux variables. Le test de Johansen nous avait également permis de déterminer l'équation de cointégration. Il s'agit de l'équation (3) qui s'écrit comme suit :

$$eq_{2t} = -3,043202 + p_t - 1,268070 * d_t$$

Où :

- p_t : la variable prix à la période t; et
- d_t : la variable dividende à la période t.

Alors, le VECM(12,2) sur cet échantillon s'écrira comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta p_t = c_1 + \theta_1 * eq_{2t} + \sum_{i=1}^{12} \beta_{1i} * \Delta p_{t-i} + \sum_{j=1}^{12} \alpha_{1j} * \Delta d_{t-j} + u_{1t} \\ \Delta d_t = c_2 + \theta_2 * eq_{2t} + \sum_{i=1}^{12} \beta_{2i} * \Delta p_{t-i} + \sum_{j=1}^{12} \alpha_{2j} * \Delta d_{t-j} + u_{2t} \end{array} \right. \quad (6)$$

Où :

- c_1 et c_2 : les constantes du système de régression;
- Δp_t : le rendement de la variable prix à la période t;
- eq_{2t} : l'équation de cointégration à la période t;
- Δp_{t-i} : les variables de retard du rendement du prix;
- Δd_{t-j} : les variables de retard du rendement des dividendes;
- θ_1 et θ_2 : les coefficients de la relation à long terme;

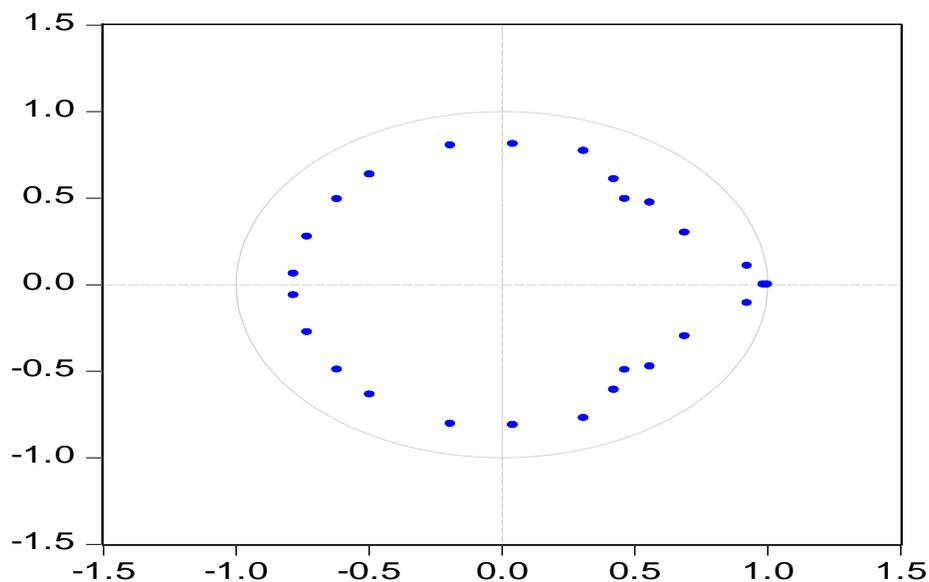
- $\beta_{1i}, \beta_{2i}, \alpha_{1j}$ et α_{2j} : les coefficients des relations de court terme; et
- u_{1t} et u_{2t} : les résidus de la régression.

Les résultats de l'estimation du système d'équations (6) dans Eviews nous ouvrent la voie pour l'analyse de la pertinence du modèle VECM(12,2) sur ce second échantillon.

2.a) L'Analyse de la stabilité du modèle : pour analyser la stabilité du modèle, nous allons observer le graphique suivant qui illustre les racines inverses du polynôme autorégressif caractéristique du modèle VECM(12,2):

Graphique 19

Racines inverses du polynôme autorégressif caractéristique



De ce graphique, il apparaît que, avec une racine imposée, toutes les autres racines du modèle sont à l'intérieur du cercle unitaire. Nous en concluons donc que notre modèle VECM(12,2) est stable et prédisposé aux opérations de décomposition de la variance ainsi qu'aux fonctions de réponse impulsionnelle.

2.b) L'Analyse des effets de causalité au sein du modèle : en soumettant notre modèle au test de causalité de Granger, nous obtenons le tableau suivant :

Tableau 26

Variable causée: Δp		
Variable causale	Chi ²	P-value
Δd	34,58611	0,05%

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle, qui veut que la variable Δd soit considérée comme une variable exogène dans le système est rejetée au seuil conventionnel de 5%. Nous pouvons donc en conclure que la variable Δd granger-cause la variable Δp . Cependant, pour analyser la nature de cette causalité, nous allons procéder au test d'exclusion des variables de Wald. Ce test pose comme hypothèse nulle : « la variable de retard considérée peut être exclue du système ». En soumettant notre modèle à ce test, nous obtenons les résultats illustrés dans le **Tableau 27**. De ce tableau (27) suivant, il apparaît que, prises conjointement, l'ensemble des variables de retard ne sont insignifiantes qu'aux paliers de retard 7, 10 et 11. Prises individuellement, la variable Δp est significative sur les paliers de retard 1, 2 et 8; tandis que la variable Δd n'est insignifiante qu'aux paliers de retard 10 et 11. Ceci est un résultat satisfaisant dans la mesure où chaque variable produit des effets sur un palier de retard ou sur un autre dans le système.

Tableau 27

VECM(12,2)	Δp	Δd	Conjointement
Retard 1	124,6063	1072,65	1198,123
<i>P-value</i>	[0,000000]	[0,000000]	[0,000000]
Retard 2	9,099767	2,60899	11,31068
<i>P-value</i>	[0,010568]	[0,271310]	[0,023286]
Retard 3	2,112078	81,75023	85,63833
<i>P-value</i>	[0,347831]	[0,000000]	[0,000000]
Retard 4	2,135017	54,48117	57,86567
<i>P-value</i>	[0,343864]	[1,48e-12]	[8,14e-12]
Retard 5	4,865605	10,1712	16,12762
<i>P-value</i>	[0,087790]	[0,006185]	[0,002853]
Retard 6	3,10167	11,77514	15,22509
<i>P-value</i>	[0,212071]	[0,002774]	[0,004256]
Retard 7	2,719136	0,04846	2,754648
<i>P-value</i>	[0,256772]	[0,976061]	[0,599686]
Retard 8	12,97235	9,156513	22,93482
<i>P-value</i>	[0,001524]	[0,010273]	[0,000130]
Retard 9	3,516689	7,644987	11,81463
<i>P-value</i>	[0,172330]	[0,021873]	[0,018784]
Retard 10	3,100591	0,771834	3,749186
<i>P-value</i>	[0,212185]	[0,679827]	[0,441013]
Retard 11	3,292371	1,383798	4,877111
<i>P-value</i>	[0,192784]	[0,500624]	[0,300141]
Retard 12	0,956712	18,54764	19,65505
<i>P-value</i>	[0,619802]	[9,38e-05]	[0,000584]

2.c) Le diagnostic des coefficients du modèle : en se référant au système d'équation (6), il y a trois types de coefficients à diagnostiquer : la constante, le coefficient de long terme et les coefficients de court terme.

- **La constante (c):** selon l'estimation produite avec le logiciel Eviews, il apparaît que la constante $C_1 = 0,003109$ avec une **P – value = 1,07%**. Il en résulte que la constante est significative dans notre modèle.
- **Le coefficient de long terme θ_1 :** c'est le coefficient qui arrime l'équation de cointégration Eq_{2t} à notre modèle. Pour que cette équation de cointégration soit pertinente dans notre modèle, non seulement ce coefficient θ_1 doit être significatif,

mais de plus, il doit être négatif pour permettre un retour vers l'équilibre. Les résultats de l'estimation de notre modèle vectoriel à correction d'erreurs montrent que $\theta_1 = -0,01396$ avec une **P – value** = **0,05%**. Il apparaît ainsi que le coefficient θ_1 est effectivement négatif et très significatif dans le modèle. Ce résultat est confirmé par le test de restriction des coefficients de Wald. Le test de restriction de Wald pose comme hypothèse nulle : $\theta_1 = 0$. Avec une statistique **Khi²** = **12,28106** et une **P – value** = **0,05%**, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée au seuil conventionnel de 5%. Confirmant ainsi la pertinence du coefficient θ_1 dans le système d'équation (6).

- **Les coefficients de court terme** : pour diagnostiquer les coefficients de court terme assignés aux retards des 2 variables dans notre modèle, nous allons une nouvelle fois faire usage du test de restriction des coefficients de Wald. Nous allons donc considérer l'équation (6) et poser les hypothèses nulles suivantes :
 - « H_0 : l'ensemble des β_{1i} sont conjointement égaux à 0 » ; et
 - « H_0 : l'ensemble des α_{1j} sont conjointement égaux à 0 ».

Nous obtenons les résultats suivants :

Tableau 28 :

Hypothèses H0	Khi²	Probabilité
<i>H0-prix</i>	140,3227	0%
<i>H0-dividendes</i>	34,58611	0,05%

De ce tableau, il apparaît que l'hypothèse nulle est rejetée pour les variables Δp et Δd . Cela signifie que, pour ces deux variables, les coefficients associés à leurs retards dans le modèle sont significatifs. Ceci est un résultat très satisfaisant pour notre modèle.

À ce stade de l'analyse, il apparaît que, contrairement au modèle VAR(12), le modèle VECM(12,2) ne connaît aucun trou d'air. De ce fait, au chapitre III de ce mémoire qui porte sur les opérations de décomposition, le modèle VECM(12,2) sera également notre modèle de référence sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015.

Chapitre IV - La décomposition de l'indice du S&P500

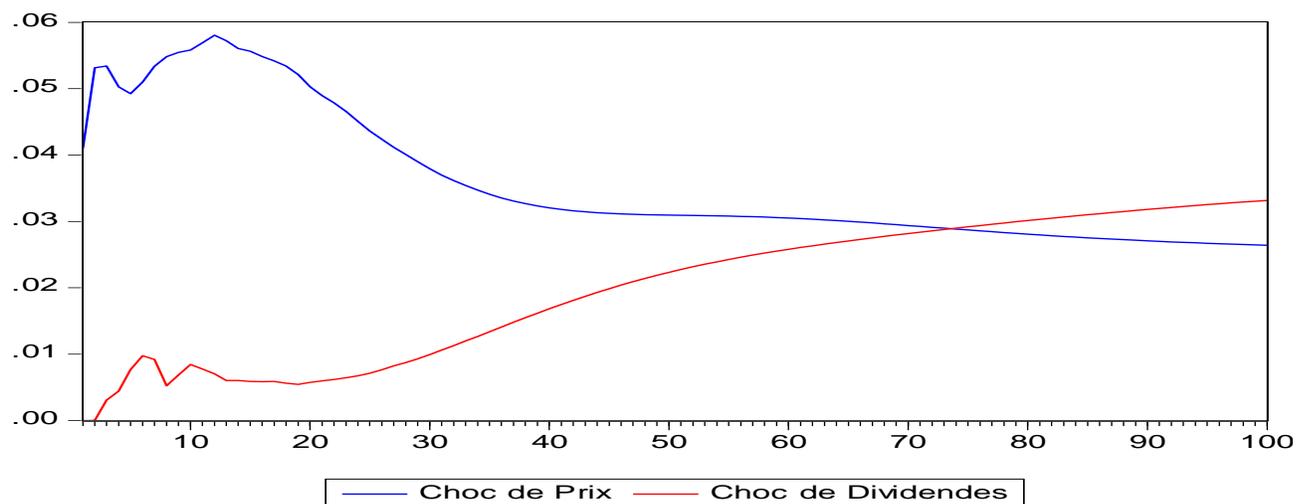
Au bout de toutes ces analyses, nous nous retrouvons finalement avec des modèles VECM(12,2) pour chacun des deux échantillons. Dans ce chapitre, nous allons soumettre l'indice du S&P500 sur chacun de ces deux échantillons à trois techniques de décomposition : les fonctions de « réponse impulsionnelle », la décomposition de la variance, et à la décomposition de Beveridge-Nelson.

A) Les fonctions de réponse impulsionnelle : la fonction de réponse impulsionnelle retrace l'effet d'un choc unitaire de résidu sur les valeurs présentes et futures des variables endogènes. L'effet du choc se transmet dans le système à travers la dynamique des modèles que nous avons défini pour chaque échantillon. Dans le cadre de ce mémoire, et pour arrimer nos travaux à ceux de Cochrane (1994), nous allons procéder à des chocs de type Cholesky. Les chocs de type Cholesky sont construits de manière à orthogonaliser les impulsions.

1-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995 : sur cet échantillon, nous avons défini le modèle VECM(12,2) comme étant le modèle de référence. En soumettant ce modèle à des chocs de type Cholesky, nous obtenons le résultat illustré dans le graphique suivant :

Graphique 20

Réponse du cours du S&P500 à des chocs de Prix et Dividendes
Janvier 1901 à Décembre 1995



Dans le cas d'un modèle VAR stationnaire, suite à un choc de type Cholesky, la réponse impulsionnelle décline au fil du temps parce que chaque variable a une moyenne et une variance finies et invariantes dans le temps. De ce fait, l'effet d'un choc à l'une quelconque des variables doit disparaître au fil du temps pour que la variable puisse revenir vers sa moyenne. Par contre, dans un modèle VECM cointégré, la réponse impulsionnelle ne décline pas toujours parce que, non seulement des variables intégrées d'ordre 1 ne retournent pas vers leur moyenne, mais de plus, la matrice des modules unitaires est conçue pour prévenir le déclin des réponses impulsionnelles. De ce fait, dans le cadre d'un VECM, confronté à un choc de type Cholesky, toute réponse impulsionnelle déclinante est qualifiée d'effet « transitoire », et toute réponse impulsionnelle qui ne décline pas est qualifiée d'effet « permanent ». Dans le cadre de notre modèle VECM(12,2), suite à un choc de type Cholesky, nous faisons les deux principales observations suivantes :

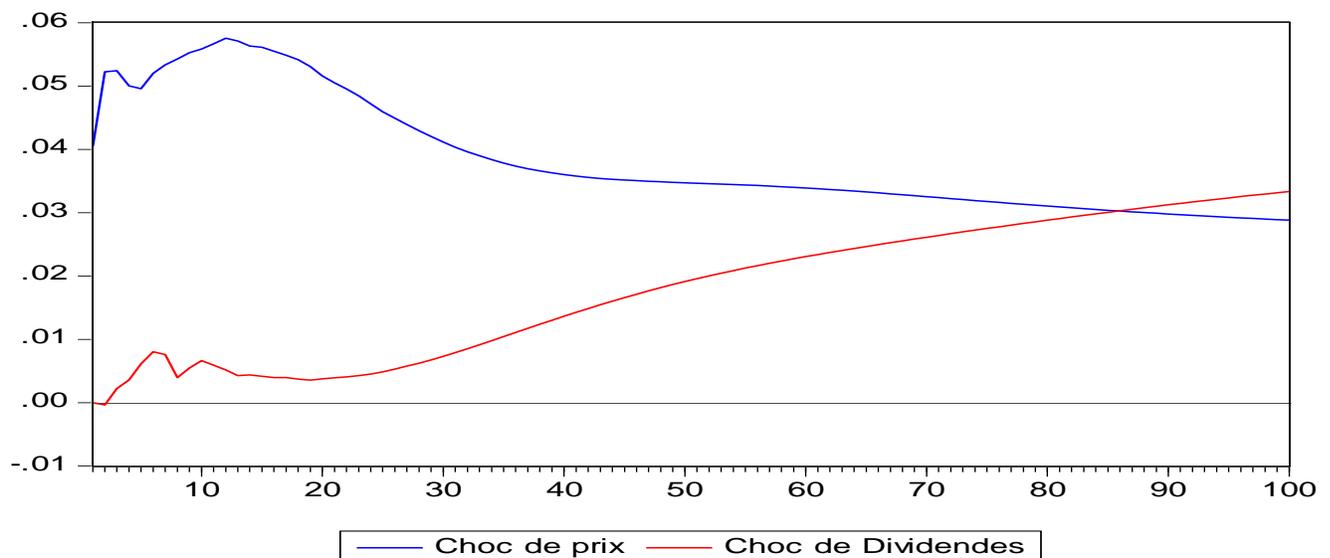
- **Premièrement, la réponse du cours du S&P500 suite à un choc de Prix :** suite à un choc de Prix, à court terme, nous observons que le cours du S&P500 a tendance à s'élever immédiatement tout en fluctuant durant les 12 premiers mois. Cependant, à partir du 13^{ème} mois, le cours du S&P500 décline de manière infinie. À partir du 74^{ème} mois, tout en continuant sur la voie du déclin, le Prix cesse d'être l'effet dominant dans le cours du S&P500. Cette observation confirme, comme dans Cochrane (1994), que les chocs de Prix n'ont qu'un effet « transitoire » dans le cours des actifs financiers.
- **Deuxièmement, la réponse du cours du S&P500 suite à un choc de Dividendes :** suite à un choc de Dividendes, nous observons que le cours du S&P500 a tendance à fluctuer à faible fréquence au cours des 19 premiers mois. Cependant, à partir du 20^{ème} mois, suite à un choc de Dividendes, le cours du S&P500 entame une ascension progressive permanente. Et à partir du 74^{ème} mois, alors que l'effet du prix continue sa déclinaison, les Dividendes deviennent l'effet dominant dans le cours du S&P500. De ce fait, les Dividendes ont un effet « permanent » dans le cours du S&P500. Ces observations viennent corroborer celles

de Cochrane (1994) qui définit les Dividendes comme la valeur fondamentale du prix des actifs.

2-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015 : sur cet échantillon, nous avons défini le modèle VECM(12,2) comme étant le modèle de référence. En soumettant ce modèle à des chocs de type Cholesky, nous obtenons le résultat illustré dans le graphique suivant :

Graphique 21

Réponse du cours du S&P500 à des chocs de Prix et Dividendes
Janvier 1901 à Juin 2015



De ce graphique, nous faisons les deux principales observations suivantes :

- **Premièrement, la réponse du cours du S&P500 suite à un choc de Prix** : suite à un choc de Prix, à court terme, nous observons que le cours du S&P500 a tendance à s'élever immédiatement tout en fluctuant durant les 12 premiers mois. Cependant, à partir du 13^{ème} mois, le cours du S&P500 décline de manière permanente. À partir du 86^{ème} mois, tout en continuant sur la voie du déclin, le Prix cesse d'être l'effet dominant dans le cours du S&P500. Cette observation confirme, comme dans Cochrane (1994), que les chocs de Prix n'ont qu'un effet « transitoire » dans le cours des actifs financiers.

- **Deuxièmement, la réponse du cours du S&P500 suite à un choc de Dividendes : suite à un choc de dividendes**, nous observons que le cours du S&P500 a tendance à fluctuer à faible fréquence au cours des 21 premiers mois. Cependant, à partir du 22^{ème} mois, suite à un choc de Dividendes, le cours du S&P500 entame une ascension progressive permanente. Et à partir du 86^{ème} mois, alors que l'effet du prix continu sa déclinaison, les Dividendes deviennent l'effet dominant dans le cours du S&P500. De ce fait, les Dividendes ont un effet « permanent » dans cours du S&P500. Ces observations viennent corroborer celles de Cochrane (1994).

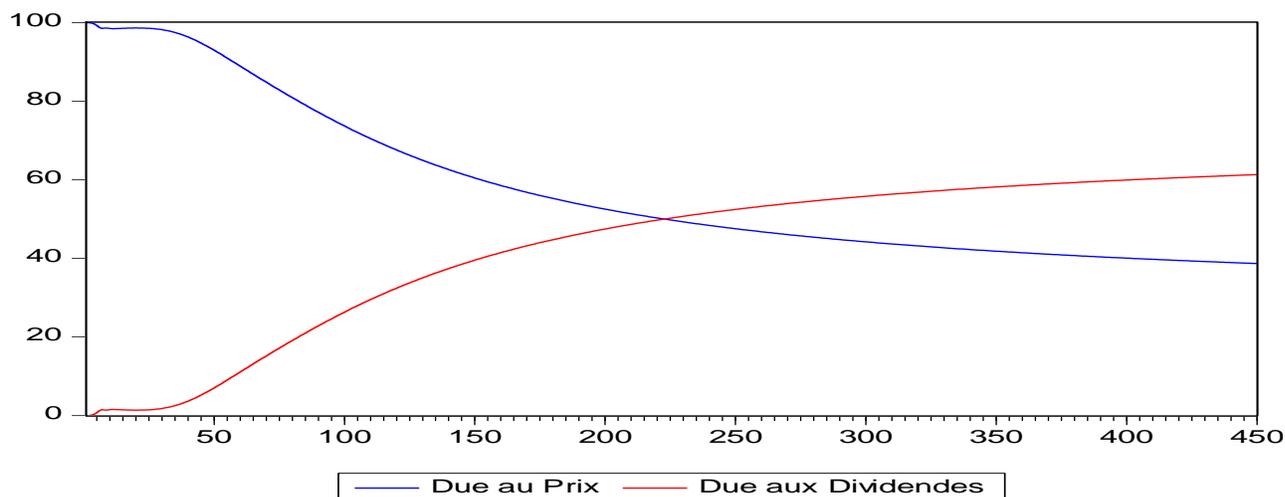
Comparativement, les conclusions des fonctions de réponse impulsionnelle sur nos deux échantillons sont approximativement identiques. Cependant, les fonctions de « réponse impulsionnelle » ne nous donnent qu'une idée générale de la réaction du cours du S&P500 par rapport à ses composantes permanente et transitoire. Afin de pouvoir déterminer la teneur des différentes composantes, nous allons à présent procéder à la décomposition de la variance.

B) La décomposition de la variance : alors que les fonctions de « réponse impulsionnelle » retracent les effets du choc d'une variable endogène sur les autres, la décomposition de la variance nous renseigne sur l'importance relative qu'apporte chaque variable endogène sur les fluctuations de l'une ou l'autre des variables.

1-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995 : en décomposant la variance du S&P500 dans le cadre du modèle VECM(12,2) selon la méthode de factorisation de Cholesky, nous obtenons le graphique suivant :

Graphique 22

Décomposition de la variance
Janvier 1901 à Décembre 1995



De ce graphique, il apparaît que, à court et moyen terme, la variance du cours du S&P500 due aux chocs de prix est importante; cependant, à long terme, les chocs de dividendes dominent la variance du cours du S&P500. Le tableau suivant nous donne une meilleure illustration des différentes grandeurs :

Tableau 29

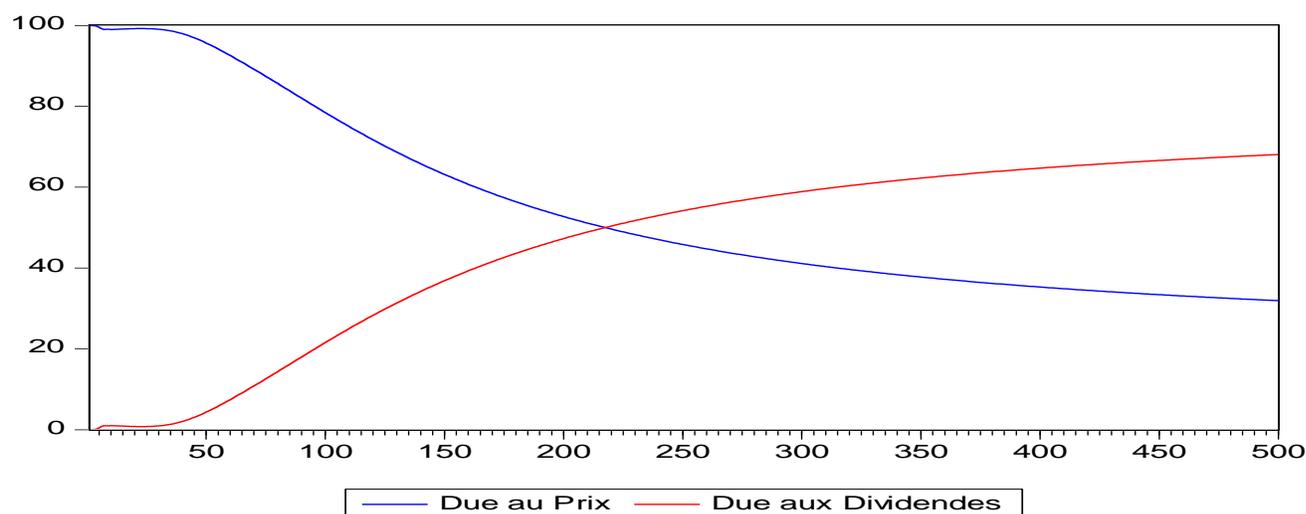
	Court terme	Moyen terme	Long terme
	Période 1 à 167	Période 168 à 334	Période 335 à 500
Variance due au Prix	79,89%	48,23%	39,70%
Variance due aux Dividendes	20,11%	51,77%	60,30%

De ce tableau, il apparaît qu'en moyenne, à court terme, les chocs de Prix comptent pour 79,89% dans les fluctuations du cours du S&P500, tandis que les chocs de Dividendes y comptent pour 20,11%. A moyen et long terme, les chocs de Prix comptent en moyenne pour 48,23% dans les fluctuations du cours du S&P500, tandis que les chocs de Dividendes y comptent pour 51,77%. Et à long terme, les chocs de Prix comptent pour 39,70% dans les fluctuations du cours du S&P500, tandis que les chocs de Dividendes y comptent pour 60,30%.

2-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015 : en décomposant la variance du S&P500 dans le cadre du modèle VECM(12,2) selon la méthode de factorisation de Cholesky, nous obtenons graphiquement ce qui suit :

Graphique 23

Décomposition de la variance
Janvier 1901 à Juin 2015



De ce graphique, il apparaît qu'au cours des 218 premiers mois la variance du cours du S&P500 est largement causée par des effets de prix. Cependant, à partir du 219^{ème} mois jusqu'au-delà, la variance du cours du S&P500 est dominée par des effets de Dividendes. De manière plus concrète, le tableau suivant nous donne une idée des grandeurs :

Tableau 30

	Court terme	Moyen terme	Long terme
	Période 1 à 167	Période 168 à 334	Période 335 à 500
Variance due au Prix	82,84%	46,73%	34,82%
Variance due aux Dividendes	17,16%	53,27%	65,18%

De ce tableau, il ressort qu'à court terme, les chocs de Prix comptent en moyenne pour 82,84% dans la fluctuation du cours du S&P500, tandis que les chocs de Dividendes y comptent en moyenne pour 17,16%. À moyen terme, les chocs de Prix comptent en moyenne pour 46,73% dans la fluctuation du cours du S&P500, tandis que les chocs de Dividendes y comptent en moyenne pour 53,27%. Finalement, à long terme, les chocs

de Prix comptent en moyenne que pour 34,82% dans la fluctuation du cours du S&P500, alors que les chocs Dividendes y comptent en moyenne pour 65,18%.

En somme, il apparaît que les résultats de nos opérations de décomposition de la variance sur les deux échantillons sont approximativement identiques. Nos résultats à moyen terme se rapprochent un peu de ceux de Lee (1998) et Gallagher et Taylor (2002). Quant à Cochrane (1994) qui était arrivé à la conclusion que les chocs transitoires (Prix) comptent pour 57% dans la fluctuation du cours des actifs, la différence entre ses résultats et les nôtres tiennent au fait qu'il a travaillé avec des données annuelles alors que nous avons travaillé avec des données mensuelles beaucoup plus volatiles. De même, Dupuis et Tessier (2003) sont arrivés à la conclusion que, à court terme, 70% des fluctuations trimestrielles du prix des actifs sont attribuables à des chocs transitoires. Ce résultat est très proche de nos résultats sur le court terme qui révèlent que 79,89% à 82,84% de la variance du cours du S&P500 est provoquée par des chocs transitoires. La différence entre leurs résultats et les nôtres étant attribuables au fait qu'ils ont travaillé avec des données trimestrielles alors que nous avons travaillé avec des données mensuelles. La décomposition de la variance du S&P500 et l'analyse comparative des résultats de cette décomposition viennent à la fois valider la pertinence de nos travaux et confirmer la présence, dans le court et moyen terme, d'une importante composante transitoire dans le cours du S&P500 qui ne s'explique pas par ses fondamentaux.

C) La décomposition de Beveridge-Nelson : la décomposition de Beveridge-Nelson consiste à décomposer une série intégrée d'ordre 1 en la somme d'une composante permanente et d'une composante transitoire. Beveridge et Nelson définissent la composante permanente comme étant le niveau qu'atteindra une variable lorsque tous les effets transitoires se seront estompés. Cette décomposition se fonde sur une modélisation univariée de type ARIMA. De ce fait, nous n'allons pas faire usage de nos modèles VECM(12,2) dans nos opérations de décomposition de Beveridge-Nelson. Nous allons plutôt, dans un premier temps, estimer sur chacun des échantillons la meilleure modélisation de type ARIMA possible pour le cours du S&P500; par la suite,

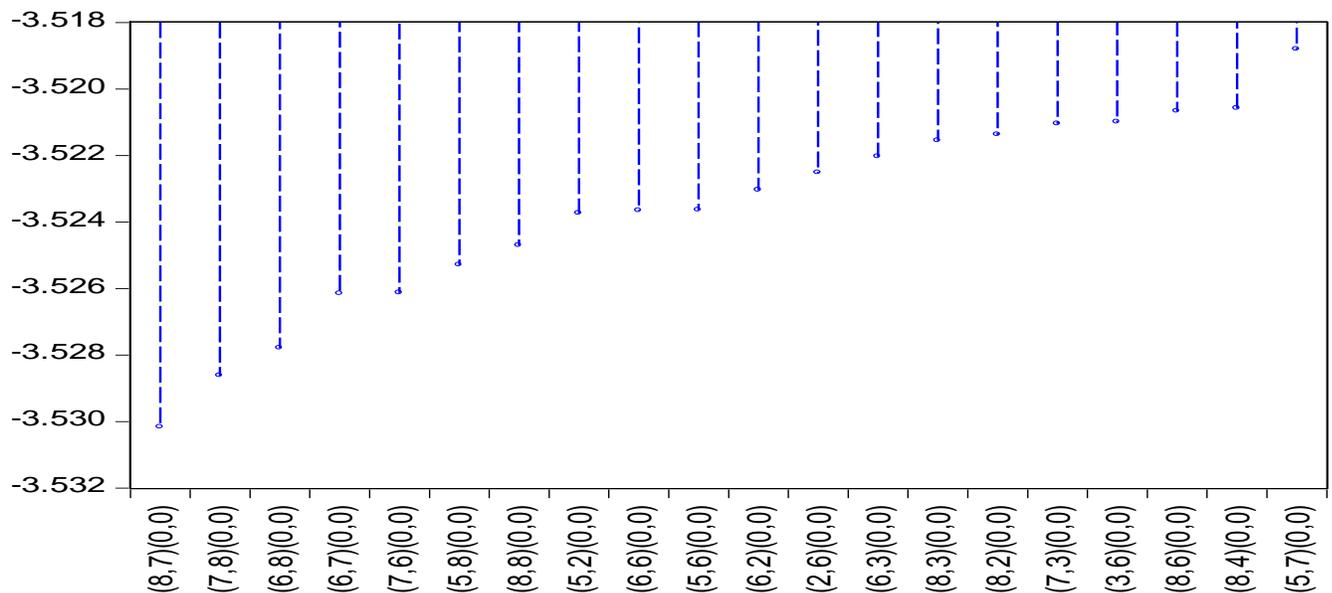
nous allons soumettre le modèle ARIMA retenu au filtre de Beveridge-Nelson pour obtenir les composantes « permanente » et « transitoire »; et finalement, nous allons analyser ces deux dernières grandeurs.

1-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1995 : pour décomposer le cours du S&P500 sur cet échantillon, nous allons dans un premier temps estimer le modèle ARIMA adéquat.

1.a) Spécification du modèle ARIMA : dans l'analyse de la stationnarité des variables du S&P500, nous avons déjà établi que sur le premier échantillon que la variable $p \sim I(1)$. Cette caractéristique qualifie la variable p pour la décomposition de Beveridge-Nelson. Il nous revient à présent à spécifier le modèle ARIMA qui correspond à cette variable. En nous basant sur le critère d'information Akaike (AIC), nous allons étudier l'ensemble des modèles ARMA comprenant de 1 à 8 variables de retard. Parmi les 81 modèles ARMA estimés par le logiciel Eviews pour la variable stationnaire Δp , le graphique suivant illustre les 20 meilleurs modèles qui minimisent le plus le critère d'information Akaike :

Graphique 24

**Les 20 meilleurs modèles ARMA
Critère d'Information Akaike**



De ce graphique, il apparaît que parmi ces 20 meilleurs modèles, le modèle ARMA (8,7), avec une valeur **AIC = - 3,5302**, est le modèle qui minimise le plus le critère d'information Akaike. C'est ce modèle ARMA(8,7) que nous allons soumettre au filtre de Beveridge Nelson pour obtenir la décomposition du cours du S&P500 sur le premier échantillon.

1.b) Le filtre de Beveridge-Nelson : ce filtre nous permet de décomposer le cours du SPX sous la forme suivante :

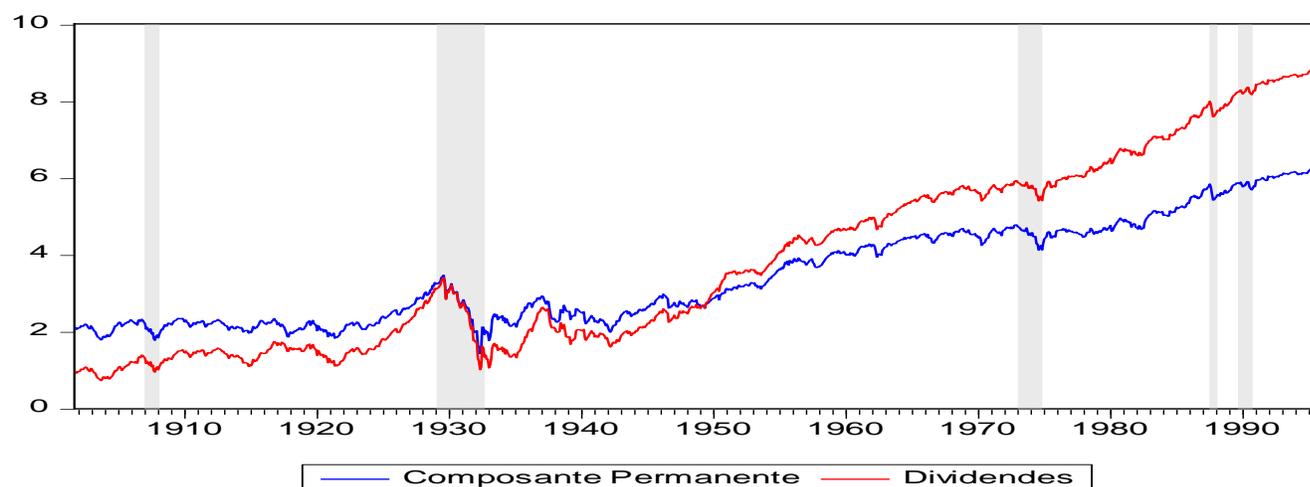
$$p = \textit{tendance}_t + \textit{cycle}_t \quad (7)$$

Où :

- ***p*** : est le logarithme du prix du S&P500;
- ***tendance_t*** : la tendance stochastique dont les chocs ont un « effet permanent » sur le cours du S&P500; et
- ***cycle_t*** : la composante stationnaire dont les chocs n'ont qu'un « effet transitoire » sur le cours du S&P500.

Suite à la décomposition de Beveridge-Nelson par le logiciel Eviews, nous avons obtenu les deux composantes permanente et transitoire du cours du S&P500. La composante permanente, celle qui dessine la tendance, est illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 25



Dans ce graphique, nous retrouvons à la fois la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson ainsi que les dividendes du S&P500. Nous faisons deux lectures de ce graphique: une lecture selon les tendances et une lecture selon les épisodes de crise.

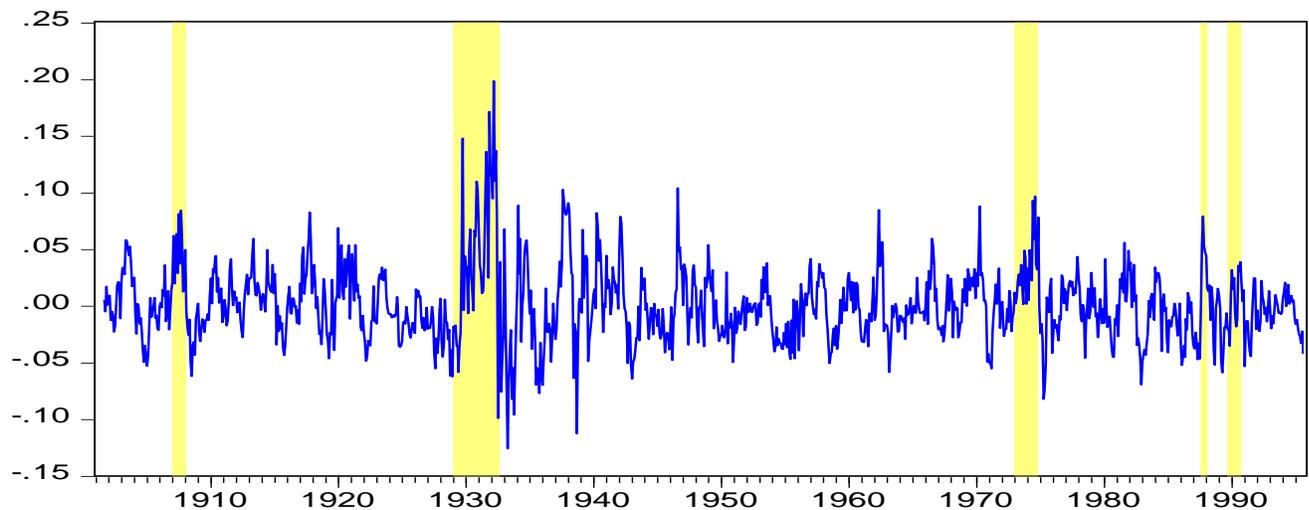
- **Selon les tendances** : nous faisons trois principales observations. Premièrement, il apparaît de ce graphique que, de 1901 à 1950, la courbe de la composante permanente du cours du S&P500 est au-dessus de la courbe des dividendes. Deuxièmement, à partir de 1950, la courbe des dividendes domine celle de la composante permanente et l'écart entre les deux courbes ne cessent de se creuser au fil du temps. Et troisièmement, en tout état de cause, il apparaît de ce graphique que les dividendes dessinent bien la tendance à long terme du cours du S&P500. Le coefficient de corrélation entre ces deux séries s'élève à 97,93%.
- **Selon les épisodes de crise** : nous allons observer 5 périodes. La première période, allant de janvier 1907 à Janvier 1908, correspond à la panique bancaire américaine de 1907. C'est une crise financière qui a eu lieu aux États-Unis lorsque le marché boursier s'effondra brusquement, perdant près de 50% de la valeur maximale atteinte l'année précédente. Nous remarquons sur ce graphique que la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson arrive à bien capturer cet épisode. La deuxième période, allant d'Octobre 1929 à Juillet 1932, correspond à la grande dépression. C'est la crise économique qui va du Krach boursier de 1929 jusqu'à la second guerre mondiale. Nous remarquons sur ce graphique que la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson arrive à bien capturer cet autre épisode. La troisième période, allant d'Octobre 1973 à Décembre 1974, correspond au choc pétrolier. Nous remarquons sur ce graphique que la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson arrive également à capturer cet épisode. La quatrième période, allant de Octobre 1987 à Janvier 1988, fait référence au Krach boursier 1987 déclenché par de la chute du Dow Jones de 22% en une journée. Nous observons sur ce graphique que la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson arrive à bien capturer cet épisode. La cinquième et dernière

période pour cet échantillon, allant de Septembre 1989 à Septembre 1990, correspond à la récession économique de 1990 aux États-Unis. Ce dernier épisode n'échappe pas non plus à la composante permanente de la décomposition de Beveridge-Nelson. En somme, la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson arrive à capturer les cycles économiques les plus importantes sur cet échantillon.

Cette analyse graphique vient confirmer, non seulement la pertinence de notre modèle ARMA(8,7) sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1997, mais aussi, la place substantielle qu'occupe les dividendes dans l'évolution à long terme du cours du S&P500. Quant à la composante transitoire, elle est illustrée sur le graphique suivant :

Graphique 26

**La composante Transitoire du cours du S&P500
Janvier 1901 à Décembre 1995**



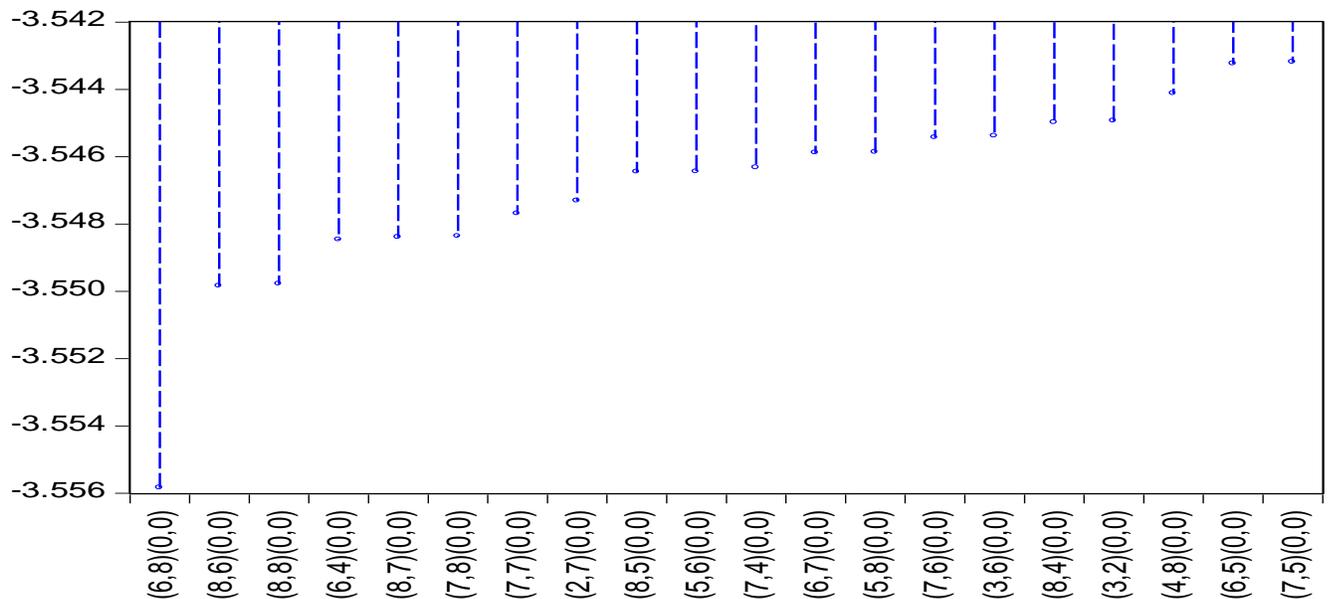
En dépit du fait que nous observons une volatilité plus marquée en période de crise, cependant, cette composante transitoire ne dessine pas la tendance du cours du S&P500. De même, contrairement aux conclusions de Senyuz (2011), nous trouvons que la composante transitoire issue de la décomposition de Beveridge-Nelson n'arrive pas à prédire les crises économiques et financières. Il est cependant utile de souligner que la méthode de décomposition employée dans Senyuz (2011) est différente de la nôtre.

2-L'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015 : pour décomposer le cours du S&P500 sur cet échantillon, nous allons dans un premier temps estimer le modèle ARIMA adéquat.

2.a) Spécification du modèle ARIMA : dans l'analyse de la stationnarité des variables du S&P500, nous avons déjà établi que sur ce second échantillon que la variable $p \sim I(1)$. Cette caractéristique qualifie la variable p pour la décomposition de Beveridge-Nelson. Il nous revient à présent à spécifier le modèle ARIMA qui correspond à cette variable. En nous basant sur le critère d'information Akaike (AIC), nous allons étudier l'ensemble des modèles ARMA comprenant de 1 à 8 variables de retard. Parmi les 81 modèles ARMA estimés par le logiciel Eviews pour la variable stationnaire Δp , le graphique suivant illustre les 20 meilleurs modèles qui minimisent le plus le critère d'information Akaike :

Graphique 27

**Les 20 meilleurs modèles ARMA
Critère d'information Akaike**

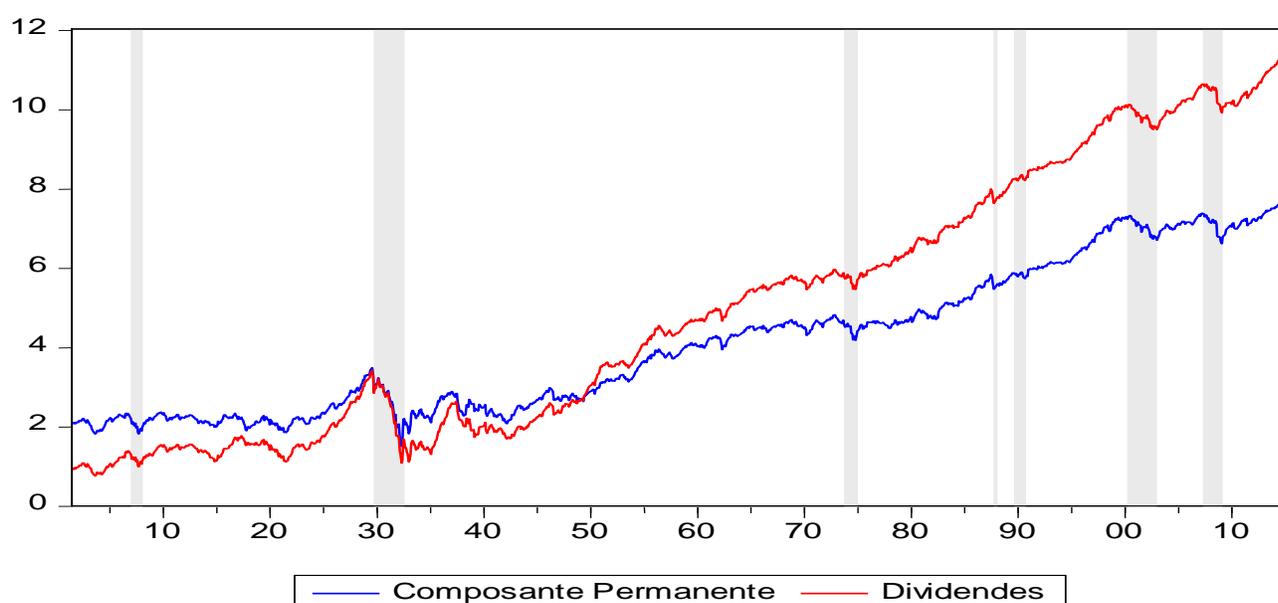


De ce graphique, il apparaît que parmi ces 20 meilleurs modèles, le modèle ARMA(6,8), avec une valeur **AIC = - 3,556**, est le modèle qui minimise le plus le critère d'information Akaike. C'est ce modèle ARMA(6,8) que nous allons soumettre au filtre de

Beveridge Nelson pour obtenir la décomposition du cours du S&P500 en ses composantes permanente et transitoire sur cet échantillon.

2.b) Le filtre de Beveridge-Nelson : ce filtre nous permet de décomposer le cours du S&P500 selon la formule (7). Suite à l'opération de décomposition effectuée par le logiciel Eviews, nous avons obtenu les composantes permanente et transitoire du cours du S&P500 sur ce second échantillon. La composante permanente, celle qui dessine la tendance, est illustrée dans le graphique suivant :

Graphique 28



Dans ce graphique, nous retrouvons à la fois la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson ainsi que les dividendes du S&P500. Comme sur le premier échantillon, nous faisons deux lectures de ce graphique: une lecture selon les tendances et une lecture selon les épisodes de crise.

- **Selon les tendances** : nous faisons les mêmes observations que celles sur le premier échantillon, à avoir : premièrement, de 1901 à 1950, la courbe de la composante permanente du cours du S&P500 est au-dessus de la courbe des dividendes; deuxièmement, à partir de 1950, la courbe des dividendes domine celle de la composante permanente et l'écart entre les deux courbes ne cessent de se

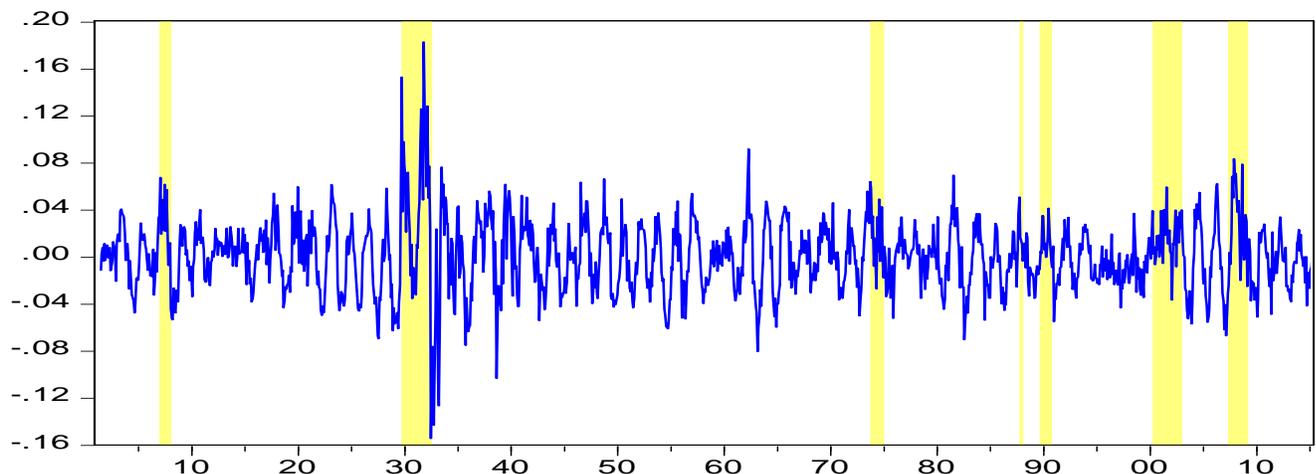
creuser au fil du temps; et troisièmement, en tout état de cause, il apparaît de ce graphique que les dividendes dessinent bien la tendance à long terme du cours du S&P500. Le coefficient de corrélation entre ces deux séries s'élève à 98,86%. Ces observations sont pratiquement similaires à celles sur le premier échantillon.

- **Selon les épisodes de crise** : comparé aux épisodes sur le premier échantillon, ce second échantillon connaît l'ajout de deux nouveaux épisodes : l'éclatement de la « bulle internet » en Avril 2000 et la « crise des Subprimes » de Juillet 2007. Nous observons qu'en plus des précédents épisodes, la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson arrive à bien capturer ces deux nouveaux épisodes. Cela confirme la pertinence de notre modèle ARMA(6,8) sur cet échantillon allant de Janvier 1901 à Décembre 1997. En somme, il apparaît que la composante permanente issue de la décomposition de Beveridge-Nelson arrive à capturer les cycles économiques les plus importantes sur ce second échantillon également.

Cette analyse graphique vient confirmer, non seulement la pertinence de notre modèle ARIMA(6,8) sur l'échantillon allant de Janvier 1901 à Juin 2015, mais aussi, la place substantielle qu'occupe les dividendes dans l'évolution à long terme du cours du S&P500. Quant à la composante transitoire, elle est illustrée sur le graphique suivant :

Graphique 29

**La Composante Transitoire du cours du S&P500
Janvier 1901 à Juin 2015**



En dépit du fait que nous observons une volatilité plus marquée en période de crise, cependant, cette composante transitoire ne dessine pas la tendance du cours du S&P500. Cela confirme le caractère transitoire des effets autres que ceux dit « de dividendes » dans l'évolution du cours du S&P500.

Conclusion

Tout au long de ce mémoire, nous avons fait une immersion dans le monde du comportement du prix des actifs financiers. Grâce à une revue de littérature introductive, nous avons découvert plusieurs méthodes d'analyse du comportement du prix des actifs. Parmi ces différentes méthodes, nous avons retenu celle employée dans Cochrane (1994). Dans Cochrane (1994), l'auteur définit la stationnarité du ratio (Dividendes/Prix) comme étant une conséquence naturelle de la relation de cointégration qui existe entre le prix des actifs et leurs dividendes. Il rajoute ce ratio en niveau dans ses modèles VAR bi-varié et à correction d'erreurs pour parvenir à ses fins. Suite à ses opérations de décomposition, John H. Cochrane en arrive ainsi à la conclusion que 57% de la variation du cours des actifs est provoquée par des chocs transitoires. Dans nos travaux, si nous avons retenu la méthodologie employée dans Cochrane (1994), cependant, nous avons choisi de travailler sur deux échantillons différents : le premier allant de Janvier 1901 à Décembre 1995; et le second allant de Janvier 1901 à Juin 2005. Sur le premier échantillon, comme dans Cochrane (1994), nous avons trouvé que le ratio (Dividendes/Prix) est stationnaire en niveau. Sur le second échantillon, ce ratio est intégré d'ordre 1. Nous sommes arrivés à une spécification VECM(12,2) et à un modèle ARMA(8,7) sur le premier échantillon; quant au second échantillon, nous en sommes arrivés à une spécification VECM(12,2) et à un modèle ARMA(6,8). Nous avons soumis nos différents modèles à trois méthodes de décomposition : les fonctions de « réponse impulsionnelle », la décomposition de la variance et la décomposition de Beveridge-Nelson. Ces trois opérations de décomposition que nous avons employé donnent fondamentalement les mêmes résultats sur les deux échantillons. Les résultats de nos opérations de « réponses impulsionnelles » sont identiques à ceux de Cochrane (1994). Quant aux opérations de décomposition de la variance, nos résultats à moyen terme se rapprochent un peu de ceux de Lee (1998) et Gallagher et Taylor (2002). Quant à Cochrane (1994) qui était arrivé à la conclusion que les chocs transitoires (Prix) comptent pour 57% dans la fluctuation du cours des actifs, la différence entre ses résultats et les nôtres tiennent au fait qu'il a travaillé avec des données annuelles alors que nous avons travaillé avec des données mensuelles beaucoup plus volatiles. De

même, Dupuis et Tessier (2003) sont arrivés à la conclusion que, à court terme, 70% des fluctuations trimestrielles du prix des actifs sont attribuables à des chocs transitoires. Ce résultat est très proche de nos résultats sur le court terme qui révèlent que 79,89% à 82,84% de la variance du cours du S&P500 est provoquée par des chocs transitoires. À l'aune de cette analyse comparative, et en toile de fond de nos travaux, il y a une idée qui n'a pas été remise en cause : « *il existe, à court et moyen terme, une composante transitoire importante dans le cours des actifs qui n'est pas expliquée par leurs fondamentaux* ». Est-ce là une réalité inhérente au fonctionnement des marchés financiers? Est-ce un flottement dû à l'incapacité des agents économiques à interpréter les nouvelles informations et à attribuer le « prix juste » aux actifs financiers? Est-ce la présence d'un esprit spéculatif immuable sur les marchés financiers? Ou alors, est-ce tout simplement une erreur de calcul du prix des actifs qui omettrait des variables importantes? Ce sont là autant de questions qui laissent la voie ouverte à la recherche dans le domaine de l'étude du comportement du prix des actifs.

Bibliographie

1. Bachelier, L. (1900). La théorie de la spéculation. *Annales scientifiques de l'É.N.S, tome 17 (1900)*, 21-86.
2. Cochrane, J. H. (1994). Permanent and transitory components of GNP and stock prices. *The Quarterly Journal of Economics*, 109(1), 241.
3. Dupuis, D., & Tessier, D. (2003). The U.S. Stock Market and Fundamentals: A Historical Decomposition. *Bank of Canada working Paper*, 32.
4. Fama, E. F. (1970). EFFICIENT CAPITAL MARKETS: A REVIEW OF THEORY AND EMPIRICAL WORK*. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
5. Fama, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575-1617.
6. Fama, E. F., & French, K. (1988). Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of Political Economics*, 246-273.
7. Gallagher, L. A., & Taylor, M. P. (2002). Permanent and temporary components of stock prices: Evidence from assessing macroeconomic shocks. *Southern Economic Journal*, 69(2), 345-362.
8. Lee, B.-S. (1998). Permanent, temporary, and non-fundamental components of stock prices. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 33(1), 1-32.
9. Pan, M.-S. (2007). Permanent and transitory components of earnings, dividends, and stock prices. *Quarterly Review of Economics and Finance*, 47(4), 535.
10. Senyuz, Z. (2011). Factor analysis of permanent and transitory dynamics of the US economy and the stock market. *Journal of Applied Econometrics*, 26(6), 975.
11. Summers, L. H. (1986). Does the Stock Market Rationally Reflect Fundamental Values? *The Journal of Finance*, 12.