

Modélisation VAR et Test de cointégration sur l'action Exxon Mobil

ExxonMobil

**MASTER ECONOMIE
APPLIQUEE**

**Christophe BARRAUD
Groupe 4**

Table des matières

I.	Introduction.....	3
II.	Modélisation VAR	3
	1. <i>Choix de 3 variables pertinentes supplémentaires</i>	3
	2. <i>Données recueillies</i>	6
	3. <i>Estimation et vérification de la stationnarité du VAR</i>	6
	4. <i>Analyse de la causalité</i>	13
	5. <i>Interprétation des résultats</i>	15
	6. <i>Estimation et vérification de la stationnarité du nouveau modèle VAR</i>	16
	7. <i>Fonctions de réponse impulsionnelle</i>	18
	8. <i>Décomposition de la variance</i>	20
	9. <i>Tentative de Prévision</i>	21
	10. <i>Conclusion</i>	2-
III.	Test de Cointégration	27
	1. <i>Analyse des propriétés stochastiques des séries</i>	27
	2. <i>Détermination du nombre de retards dans la représentation VAR</i>	27
	3. <i>Test de JOHANSEN</i>	29
	4. <i>Interprétation des résultats</i>	30
IV.	Bibliographie	33

I) Introduction

La modélisation économétrique classique à plusieurs équations structurelles a connu beaucoup de critiques et de défaillances face à un environnement économique perturbé. Les prévisions à l'aide des modèles ARMA(p,q) ne se sont pas toujours révélées très efficaces comme nous l'avons vu dans la première partie de notre projet. Les principales critiques formulées à l'encontre des différents modèles concerne essentiellement la simultanéité des relations et la notion de variable exogène. La représentation VAR – généralisation des modèles autorégressifs (AR) au cas multivarié – apporte une réponse statistique à l'ensemble de ces critiques.

Dans cette représentation, les variables sélectionnées en fonction du problème étudié, ont toutes, à priori, le même statut et on s'intéresse alors à des relations purement statistiques. Après avoir procédé à la détermination du processus dans la classe des ARMA(p,q) et à la prévision, la prochaine étape de notre projet consiste donc à étudier la modélisation VAR. La modélisation VAR nécessite d'introduire de nouvelles variables susceptibles d'expliquer l'évolution du cours de notre Exxon Mobil.

En premier lieu, nous présenterons les 3 nouvelles variables que nous souhaitons introduire puis nous procéderons à l'étude de la modélisation VAR. Cette étude autour des quatre séries statistiques, va se dérouler en plusieurs étapes. En premier lieu, il conviendra d'estimer notre VAR et d'en vérifier la stationnarité. Nous ferons ensuite les tests de causalité puis nous procéderons à l'analyse des fonctions de réponses impulsionnelles et de la composition de la variance. Et enfin, nous terminerons par une tentative de prévision.

II) Modélisation VAR

1) Choix des 3 variables pertinentes

a) Le cours du WTI (West Texas Intermediate Crude Oil Prices)

Dans cette partie du projet, nous devons choisir quatre variables susceptibles d'expliquer le cours de notre action : Exxon Mobil. La première variable sur lequel j'ai choisit de m'appuyer est le cours du WTI (West Texas Intermediate Crude Oil Prices) qui, au même titre que le BRENT constitue une référence sur le marché du pétrole. A noter que le WTI, est coté sur l'une des plus grandes places d'échange de matières premières, le NYMEX. (New York Mercantile EXchange). A noter que si dans le langage courant, on parle du pétrole brut, en réalité, il existe autant de qualités de pétrole qu'il y a de puits dans le monde. En effet, chaque poche de pétrole a des caractéristiques qui lui sont propres et qui sont dues à l'histoire géologique et à la formation du pétrole dans cette poche. Néanmoins, le pétrole est classifié suivant ses composants majoritaires et sa viscosité mesurée par la gravité API (du nom de l'American Petroleum Institute). Ainsi, un pétrole est léger (light) si le degré API est supérieur à 31,1, moyen s'il est compris entre 22,3 et 31,1, lourd (heavy) s'il est compris entre 10 et 22,3 et extra lourd s'il est inférieur à 10. Une autre caractéristique essentielle est la teneur en soufre du pétrole. Les pétroles avec une faible teneur en soufre (inférieure à 0,5% du poids) sont qualifiés de doux (sweet). Au-delà, les pétroles sont qualifiés de sulfurés (sour). Le tableau ci-dessous présente les caractéristiques des principaux pétroles qui servent de référence pour les autres pétroles.

Nom du pétrole	Gravité API	Teneur en soufre	Appellation
Brent	38	0,4	léger doux
West Texas Intermediate (WTI)	36,4	0,48	léger doux
Dubai	31	2	moyen sulfuré
West Texas Sour (WTS)	30,2	1,5	moyen sulfuré
Alaska North Slope (ANS)	24,8	1,04	moyen sulfuré

Par ailleurs, il faut rappeler que l'année 2007 est marquée par une flambée des cours du brut, car un certain nombre d'éléments contribue à pousser les cours du pétrole vers le haut :

- Une demande soutenue de pétrole Brut liée au rattrapage des pays en voie de développement.
- Des gisements globalement plus coûteux à exploiter et de moins bonne qualité.
- La montée en puissance des pays de l'OPEP.
- Le pic de production des pays non OPEP entre 2010 et 2015.
- L'augmentation de la part des transports dans la consommation totale de pétrole et la demande croissante de produits raffinés légers.
- Réduction des capacités excédentaires de production.
- Tensions géopolitiques : guerre en Irak, perspectives de conflit en Iran.

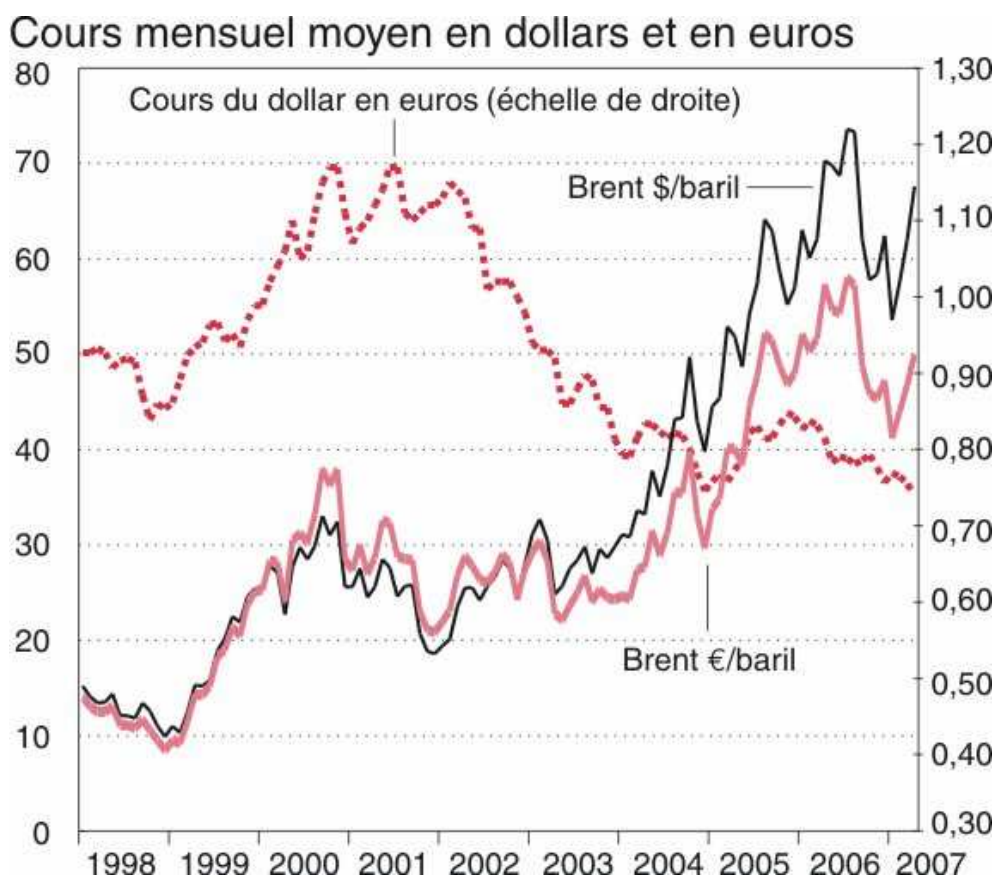
Le maintien du WTI à des cours historiquement élevé doit donc logiquement servir les intérêts des compagnies pétrolières et soutenir leur cours car ils représentent un indicateur avancé de leurs résultats futurs.

b) Le cours de l'euro/dollar

La deuxième variable sur laquelle j'ai choisit de m'appuyer est le cours de l'€/\$, en effet, même si le prix du pétrole dépend en partie des aléas conjoncturels, il ne faut pas oublier qu'à la base c'est l'OPEP qui fixe la bande de fluctuations des prix du baril de pétrole et qui est censé joué le rôle de régulateur de marché, or depuis ces dernières années et particulièrement depuis 2007, la dépréciation du dollar semble avoir conduit les pays de l'OPEP à relever à la hausse la bande de fluctuations des prix du pétrole. Il ne faut pas oublier que leurs exportations sont libellées en dollars et leurs importations sont libellées en euros et yen. La dévaluation du dollar par rapport à l'euro influence alors directement leur économie et les incite à maintenir leur pouvoir d'achat constant par un prix du pétrole plus élevé¹. La relation est donc évidente, quand l'euro va s'apprécier par rapport au dollar, les pays de l'OPEP vont réagir proportionnellement en augmentant le prix du baril afin de maintenir leur pouvoir d'achat constant. Le graphique suivant² met en évidence cette relation sur la période 1998 - 2007. Cette variable peut s'emblé secondaire par rapport au prix du pétrole lui-même pour expliquer le cours de notre action Exxon Mobil, nous verrons ce qu'il en sera dans notre étude.

¹ Source : <http://www.senat.fr/rap/r05-105/r05-105.html>

² Source : <http://www.insee.fr>



c) Le cours du S&P 500

Le S&P 500³ (SPX) est un indice boursier basé sur 500 grandes sociétés cotées sur les bourses américaines. L'indice est possédé et géré par Standard & Poor's, l'une des trois principales sociétés de notation financière. L'indice S&P 500 a été créé en 1920. Il a détrôné le Dow Jones Industrial Average comme l'indice le plus représentatif du marché boursier américain parce qu'il est composé d'un plus grand nombre de compagnies et que sa valeur tient compte de la capitalisation boursière des compagnies contenues dans l'indice. De son côté, le *Dow Jones Industrial Average* est basé sur seulement 30 compagnies. La pondération des valeurs au sein du Dow ne s'effectue ni en fonction des capitalisations boursières, ni du flottant (comme pour les indices français), mais en fonction des cours de bourse. Une variation d'un dollar dans la valeur de la plus petite compagnie de l'indice a le même impact sur l'indice qu'une variation d'un dollar dans la valeur de la plus grosse compagnie. J'ai retenu cette variable dans la mesure où je trouve qu'elle reflète de manière globale la situation financière et économique américaine, ainsi en temps de récession il est fort probable que le cours de notre valeur : Exxon Mobil s'effondrera et inversement.

³ Source : http://fr.wikipedia.org/wiki/S%26P_500

2) Données Recueillies

a) Le cours du WTI

J'ai sélectionné les données journalières du cours du WTI côté sur le NYMEX du 3 Janvier 2007 au 7 Août 2007, soit 150 observations⁴. Le cours est celui de la clôture, il est exprimé en dollars et coïncide parfaitement avec l'heure de clôture de notre série : Exxon Mobil.

b) Le cours de l'euro/dollar

J'ai sélectionné les données journalières du cours de l'euro/dollar du 3 Janvier 2007 au 7 Août 2007, soit 150 observations⁵. Le cours est celui de la clôture, il est exprimé en dollars et coïncide aussi avec l'heure de clôture de notre série : Exxon Mobil.

c) Le cours du S&P 500

J'ai sélectionné les données journalières du cours du S&P 500 du 3 Janvier 2007 au 7 Août 2007, soit 150 observations⁶. Le cours est celui de la clôture, il est exprimé en points et coïncide aussi avec l'heure de clôture de notre série : Exxon Mobil.

3) Estimation et vérification de la stationnarité du VAR

a) Etape préliminaire

Au préalable, il faut transformer nos nouvelles séries en logarithme puis il faut s'assurer que tous les processus que l'on incorpore dans notre modélisation VAR sont stationnaires. Pour chaque série, j'ai commencé par déterminer le nombre de retards optimal en m'appuyant sur le modèle 2 de chaque série, j'ai ensuite procédé à la stratégie de DICKEY – FULLER puis de PHILLIPS PERRON, enfin j'ai confirmé mes premiers résultats à l'aide du test de KPSS.

Au travers de cette procédure, j'ai conclu que les trois nouvelles séries brutes étudiées étaient des processus DS sans dérive, autrement dit des processus non stationnaires. Afin de stationnariser l'ensemble des séries, j'ai appliqué le filtre des différences premières. Après vérification par les tests de DICKEY-FULLER et de PHILLIPS-PERRON, il se trouve que les 3 nouvelles séries différenciées à l'ordre 1 se sont avérées stationnaires. Elles pourront donc être utilisées dans la modélisation VAR. La stratégie de test suivie est présente à la page suivante :

⁴ Source : <http://www.uprr.com/customers/surcharge/wti.shtml>

⁵ Source : <http://www.stox-office.com/histo.htm>

⁶ Source : <http://finance.yahoo.com/q?s=%5EGSPC>

CHOIX DU NOMBRE DE RETARD OPTIMAL						
	Modèle 2 : logwti		Modèle 2 : logeurdol		Modèle 2 : logsp500	
	AIC	SCHWARZ	AIC	SCHWARZ	AIC	SCHWARZ
$p = 0$	-5.017989	-4.977668	-8.562249	-8.521927	-6.750988	-6.710666
$p = 1$	-5.086613	-5.025859	-8.565444	-8.504689	-6.749353	-6.688599
$p = 2$	-5.113896	-5.032523	-8.586609	-8.505237	-6.736602	-6.655229
$p = 3$	-5.101484	-4.999306	-8.566268	-8.464090	-6.736585	-6.634407
$p = 4$	-5.085165	-4.961990	-8.559444	-8.436268	-6.717003	-6.593827
$p = 5$	-5.110410	-4.966044	-8.556484	-8.412118	-6.707504	-6.563138
Bilan	$p = 2$		$p = 1$		$p = 0$	

i) Première Série : Logwti

Test de Racine unitaire : logwti			
Test	Modèle	valeur crit (1%)*	valeur stat
DFA	[1]	-2.5796	1.029553
DFA	[2]	-3.4758	-1.232348
DFA	[3]	-4.0228	-3.448924
Fisher	F3, F2	Tous les 2 acceptés	
Phillips Perron	[1]	-2.5794	0.921403
Phillips Perron	[2]	-3.4752	-0.944320
Phillips Perron	[3]	-4.0220	-3.896393
Bilan =>	Processus DS sans dérive		
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

Test de confirmation			
Test	Modèle	valeur crit (5%)	LM stat
KPSS	[2]	0.46300	2.642449
KPSS	[3]	0.14600	0.169034
Bilan =>	Notre conclusion était exacte		

Test de Stationnarité sur la série différenciée d'ordre 1			
Test	Modèle	valeur crit (1%)*	valeur stat
DFA	[1]	-2.5797	-5.650156
Phillips Perron	[1]	-2.5795	-14.79021
Bilan =>	Série différenciée est stationnaire		
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

ii) Deuxième série : Logeurdol

Test de Racine unitaire : logeurdol			
Test	Modèle	valeur crit (1%)*	valeur stat
DFA	[1]	-2.5795	1.204168
DFA	[2]	-3.4755	-0.760515
DFA	[3]	-4.0224	-2.334394
Fisher	F3, F2	Tous les 2 acceptés	
Phillips Perron	[1]	-2.5794	1.103743
Phillips Perron	[2]	-3.4752	-0.623549
Phillips Perron	[3]	-4.0220	-2.621697
Bilan =>	Processus DS sans dérive		
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

Test de confirmation			
Test	Modèle	valeur crit (5%)	LM stat
KPSS	[2]	0.46300	2.504718
KPSS	[3]	0.14600	0.305362
Bilan =>	Notre conclusion était exacte		

Test de Stationnarité sur la série différenciée d'ordre 1			
Test	Modèle	valeur crit (1%)*	valeur stat
DFA	[1]	-2.5796	-9.512348
Phillips Perron	[1]	-2.5795	-12.68294
Bilan =>	Série différenciée est stationnaire		
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

iii) Troisième série : Logsp500

Test de Racine unitaire : logSP500			
Test	Modèle	valeur crit (1%)*	valeur stat
DFA	[1]	-2.5796	0.403298
DFA	[2]	-3.4752	-1.791601
DFA	[3]	-4.0220	-2.162129
Fisher	F3, F2	Tous les 2 acceptés	
Phillips Perron	[1]	-2.5794	0.430963
Phillips Perron	[2]	-3.4752	-1.751481
Phillips Perron	[3]	-4.0220	-2.205191
Bilan =>	Processus DS sans dérive		
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

Test de confirmation			
Test	Modèle	valeur crit (5%)	LM stat
KPSS	[2]	0.46300	2.167243
KPSS	[3]	0.14600	0.244777
Bilan =>	Notre conclusion était exacte		

Test de Stationnarité sur la série différenciée d'ordre 1			
Test	Modèle	valeur crit (1%)*	valeur stat
DFA	[1]	-2.5797	-14.07271
Phillips Perron	[1]	-2.5795	-13.97710
Bilan =>	Série différenciée est stationnaire		
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

b) Détermination de l'ordre du modèle VAR

Nous allons donc enlever les 5 dernières observations ce qui nous permettra de confronter nos résultats à ceux de la première partie notamment en matière de prévision. La détermination de l'ordre du modèle VAR s'effectue par minimisation des critères d'information d'AKAIKE et SCHWARTZ. S'agissant de données journalières (ne concernant donc que les cinq jours ouvrés de la semaine), nous estimerons des modèles jusqu'à un ordre de 5.

p =	1	2	3	4	5
AIC	-27.59690	-27.52049	-27.37253	-27.28120	-27.22504
SC	-27.18252	-26.77113	-26.28505	-25.85240	-25.45169

Nous retenons le modèle avec $p^* = 1$ qui minimise les critères d'information d'Akaike et Schwarz. Nous allons maintenant représenter le modèle VAR retenu.

c) Le modèle VAR retenu

Date: 01/03/08 Time: 20:58
 Sample(adjusted): 3 145
 Included observations: 143 after adjusting endpoints
 Standard errors & t-statistics in parentheses

	DLOGEURD OL	DLOGSP500	DLOGWTI	DLOGEXXO N
DLOGEURDOL(-1)	-0.058323 (0.08389) (-0.69520)	0.033239 (0.20178) (0.16473)	0.207197 (0.47528) (0.43595)	0.388352 (0.32722) (1.18684)
DLOGSP500(-1)	-0.021046 (0.06056) (-0.34752)	-0.108793 (0.14566) (-0.74688)	-0.178307 (0.34310) (-0.51970)	-0.122894 (0.23621) (-0.52027)
DLOGWTI(-1)	-0.012736 (0.01695) (-0.75157)	-0.041300 (0.04076) (-1.01332)	-0.279269 (0.09600) (-2.90904)	-0.185982 (0.06609) (-2.81391)
DLOGEXXON(-1)	0.064254 (0.03882) (1.65524)	0.016552 (0.09337) (0.17728)	0.199129 (0.21991) (0.90548)	0.022916 (0.15141) (0.15136)
C	0.000282 (0.00028) (1.01867)	0.000262 (0.00067) (0.39369)	0.002698 (0.00157) (1.72059)	0.001422 (0.00108) (1.31694)
R-squared	0.041887	0.018076	0.060973	0.078961
Adj. R-squared	0.014115	-0.010385	0.033755	0.052264
Sum sq. resids	0.001486	0.008594	0.047679	0.022600
S.E. equation	0.003281	0.007892	0.018588	0.012797
F-statistic	1.508262	0.635115	2.240164	2.957690
Log likelihood	617.5398	492.0372	369.5280	422.9065
Akaike AIC	-8.566990	-6.811709	-5.098293	-5.844846
Schwarz SC	-8.463394	-6.708113	-4.994697	-5.741250
Mean dependent	0.000306	0.000180	0.002387	0.001162
S.D. dependent	0.003304	0.007851	0.018910	0.013145
Determinant Residual Covariance		9.19E-18		
Log Likelihood		1993.178		
Akaike Information Criteria		-27.59690		
Schwarz Criteria		-27.18252		

d) Estimation

$$DLOGEURDOL = - [0.058323 * DLOGEURDOL(-1)] + [0.064254 * DLOGEXXON(-1)] - [0.021046 * DLOGSP500(-1)] - [0.012736 * DLOGWTI(-1)] + 0.000282$$

$$R^2 = 0.041887 \quad n = 143$$

$$DLOGEXXON = [0.388352 * DLOGEURDOL(-1)] + [0.022916 * DLOGEXXON(-1)] - [0.122894 * DLOGSP500(-1)] - [0.185982 * DLOGWTI(-1)] + 0.001422$$

$$R^2 = 0.078961 \quad n = 143$$

$$DLOGSP500 = [0.033239 * DLOGEURDOL(-1)] + [0.016552 * DLOGEXXON(-1)] \\ - [0.108793 * DLOGSP500(-1)] - [0.041300 * DLOGWTI(-1)] + 0.000262$$

$R^2 = 0.018076$ $n = 143$

$$DLOGWTI = [0.207197 * DLOGEURDOL(-1)] + [0.199129 * DLOGEXXON(-1)] \\ - [0.178307 * DLOGSP500(-1)] - [0.279269 * DLOGWTI(-1)] + 0.002698$$

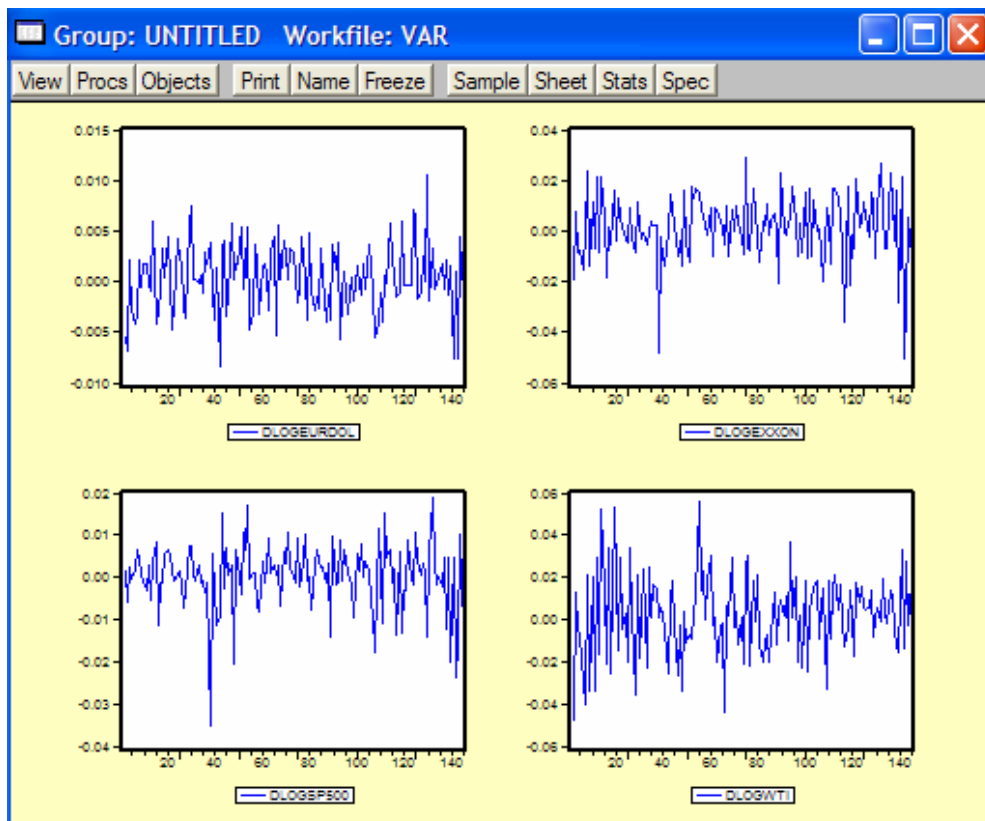
$R^2 = 0.060973$ $n = 143$

Interprétation des résultats

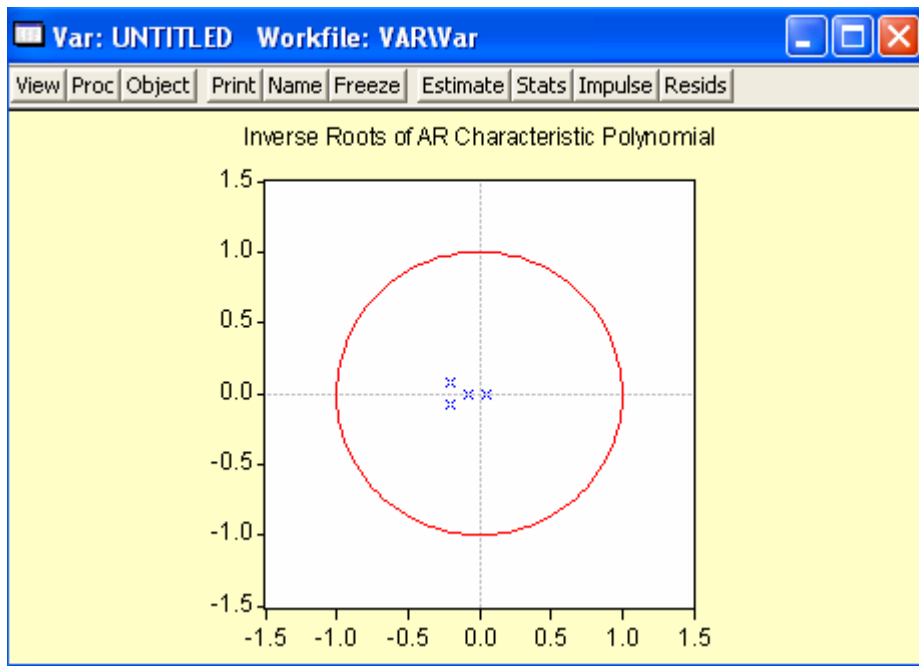
Nous obtenons donc un VAR d'ordre 1, nous remarquons cependant qu'un grand nombre des coefficients associés aux termes retardés ne sont pas significativement différents de 0 puisque la valeur du t de Student de ces coefficients est inférieure, en valeur absolue, à la valeur critique lue dans la table de Student pour un seuil $\alpha = 5\%$ soit 1,96. Ainsi tous les termes de l'équation de **DLOGEURDOL** ne sont pas significativement différents de 0, tous ceux de l'équation de **DLOGSP500** également et pour l'équation **DLOGWTI** et **DLOGEXXON**, seule la variable **DLOGWTI(-1)** est significativement différente de 0. Ce qui peut laisser entendre une relation de causalité entre la variable **DLOGWTI** et **DLOGEXXON**.

e) Vérification de la stationnarité du VAR

Nous pouvons commencer par vérifier la stationnarité de nos séries en différences premières par un examen visuel. Comme nous le voyons, chacune des séries semblent stationnaires.



Par ailleurs, il nous est possible de vérifier la stabilité du VAR grâce la version 4.0 d' EViews qui nous permet de visualiser graphiquement l'inverse des racines associé à la partie AR de chacune des variables. Nous obtenons le graphique suivant :



L'inverse des racines associées à la partie AR appartient au disque unité complexe. Le VAR est donc bien stationnaire. De même, EViews nous donne les conditions mathématiques de la stationnarité, comme nous pouvons le voir sur le graphique ci-dessous :

VAR Stability Condition Check

Roots of Characteristic Polynomial
 Endogenous variables: DLOGEURDOL DLOGEX...
 Exogenous variables: C
 Lag specification: 1 1
 Date: 12/04/07 Time: 21:14

Root	Modulus
-0.196815 - 0.077056i	0.211361
-0.196815 + 0.077056i	0.211361
-0.076288	0.076288
0.046449	0.046449

No root lies outside the unit circle.
 VAR satisfies the stability condition.

Nous voyons que toutes les racines en module sont inférieures à 1, par conséquent notre VAR est bien stationnaire.

4) Analyse de la causalité

L'analyse de la causalité va nous permettre de savoir quelles sont les influences statistiquement significatives des quatre variables du modèle entre elles. L'analyse de cette causalité est un préalable nécessaire à l'étude de la dynamique du modèle. Les tests de causalité étant bivariés, ce sont six ($C_4^2 = 6$) types de causalité qu'il faudra tester, au sens de Granger, à l'aide du logiciel EViews.

On procède donc au test de causalité au sens de GRANGER à partir de la représentation VAR(1) estimée précédemment. Rappelons que Granger considère qu'une variable est la cause d'une autre si la prédictibilité de la première est améliorée lorsque l'information relative à la seconde est incorporée dans l'analyse. Nous obtenons les résultats suivants :

Pairwise Granger Causality Tests
Date: 01/03/08 Time: 22:13
Sample: 1 145
Lags: 1

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOGEURDOL does not Granger Cause DL	143	0.63462	0.42702
DLOGEXXON does not Granger Cause DLOGEURD	5.10023		0.02547
DLOGSP500 does not Granger Cause DLO	143	0.31559	0.57517
DLOGEXXON does not Granger Cause DLOGSP50	0.16709		0.68334
DLOGWTI does not Granger Cause DLOGE	143	7.31788	0.00768
DLOGEXXON does not Granger Cause DLOGWTI	0.69978		0.40428
DLOGSP500 does not Granger Cause DLO	143	2.84930	0.09364
DLOGEURDOL does not Granger Cause DLOGSP5	0.00022		0.98831
DLOGWTI does not Granger Cause DLOGE	143	0.10286	0.74890
DLOGEURDOL does not Granger Cause DLOGWTI	0.16097		0.68888
DLOGWTI does not Granger Cause DLOGS	143	1.15463	0.28443
DLOGSP500 does not Granger Cause DLOGWTI	0.15215		0.69708

Hypothèse de test :

Y_{2t} ne cause pas Y_{1t} , si l'hypothèse suivante est acceptée $H_0 : b_1^1 = b_1^2 = \dots = b_1^p$

Y_{1t} ne cause pas Y_{2t} , si l'hypothèse suivante est acceptée $H_0 : a_1^2 = a_2^2 = \dots = a_2^p$

Règle de décision au seuil $\alpha = 5\%$:

Si la p - value $> 5\%$, alors on accepte l'hypothèse H_0

Conclusion des tests :

EViews nous donne l'ensemble des probabilités critiques pour toutes les relations, voici les différentes conclusions que nous pouvons en tirer.

a) Test de causalité entre DLOGEURDOL et DLOGEXXON

L'hypothèse nulle selon laquelle DLOGEXXON ne cause pas DLOGEURDOL est rejetée. Au sens de GRANGER, (séries différenciées), le cours d'EXXON MOBIL influence le cours de l'€/€ au seuil de 5% et pour la période étudiée. Toutefois, il faut noter que la causalité inverse est statistiquement rejetée.

b) Test de causalité entre DLOGEXXON et DLOGSP500

Les deux hypothèses nulles sont acceptées. Il n'y a pas de causalité entre DLOGEXXON et DLOGSP500, au sens de GRANGER.

c) Test de causalité entre DLOGEXXON et DLOGWTI

L'hypothèse nulle selon laquelle DLOGWTI ne cause pas DLOGEXXON est rejetée. Au sens de GRANGER, (séries différenciées), le prix du baril de WTI influence le cours de notre action LOGEXXON au seuil de 1% et pour la période étudiée. Toutefois, il faut noter que la causalité inverse est statistiquement rejetée.

d) Test de causalité entre DLOGEURDOL et DLOGSP500

Les deux hypothèses nulles sont acceptées. Il n'y a pas de causalité entre DLOGEURDOL et DLOGSP500, au sens de GRANGER.

e) Test de causalité entre DLOGEURDOL et DLOGWTI

Les deux hypothèses nulles sont acceptées. Il n'y a pas de causalité entre DLOGEURDOL et DLOGWTI, au sens de GRANGER.

f) Test de causalité entre DLOGWTI et DLOGSP500

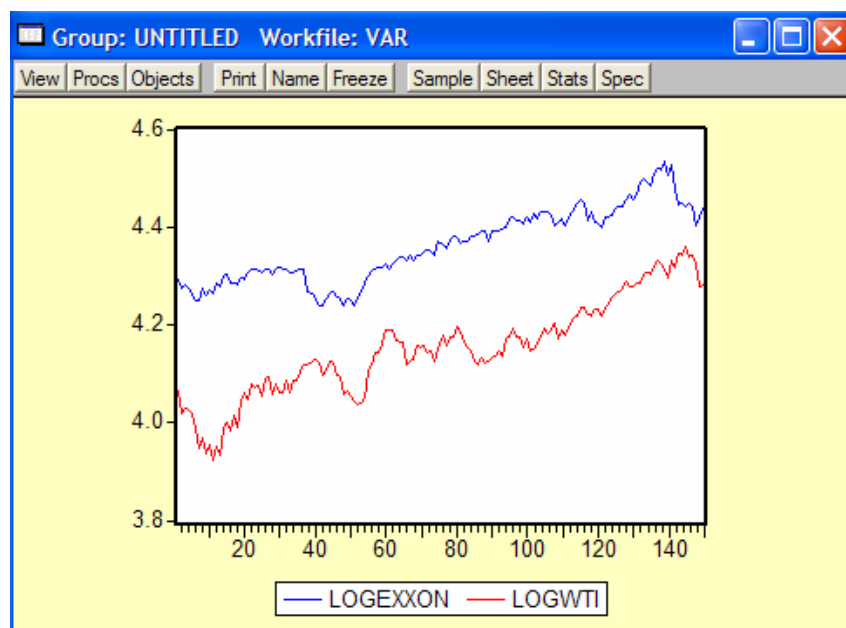
Les deux hypothèses nulles sont acceptées. Il n'y a pas de causalité entre DLOGWTI et DLOGSP500, au sens de GRANGER.

5) Interprétation des résultats

A la suite des test de causalité de GRANGER, nous avons mis en évidence 2 relations à savoir que notre série différenciée DLOGWTI influence notre série différenciée DLOGEXXON, et que notre série différenciée DLOGEXXON influence notre série différenciée DLOGEURDOL, toutes les autres séries n'ont pas montré de relation de causalité, et cette constatation peut s'expliquer par le fait qu'il n'existe pas forcément de liens économiques immédiats entre elles. Par ailleurs, de mon point de vue, je pense qu'il est plus intéressant de centrer l'analyse sur la relation DLOGWTI => DLOGEXXON, dans la mesure où économiquement, il semble peu probable et contre intuitif (par rapport à nos hypothèses de départ), que le cours de notre action Exxon Mobil est un impact significatif sur le marché des changes de l'€/\$, à noter que la relation inverse aurait plus appréciée.

a) La relation DLOGWTI => DLOGEXXON

Economiquement, ce résultat est tout à fait intuitif, dans la mesure où Exxon Mobil est une compagnie dont l'activité pétrolière représente une grande part du chiffre d'affaire, et de ce fait, plus le prix du baril de pétrole sera élevé, plus les recettes d'Exxon Mobil seront importantes, de plus, il faut souligner que lorsque le prix du baril augmente, les analystes ont tendance à revoir immédiatement leurs prévisions à la hausse, ce qui a un impact direct sur le comportement des investisseurs qui feront grimper le prix de l'action. Sur notre période d'étude, nous avons d'ailleurs pu observer que le prix du pétrole a fortement augmenté, tout comme le cours de notre action Exxon Mobil.



Par ailleurs, le fait qu'il existe une causalité au sens de GRANGER, est très intéressant sur le plan de la théorie de l'efficacité des marchés financiers⁷ évoquée dans la première partie. En effet, selon l'hypothèse d'efficacité, entre le prix de 2 titres (X et Y), établis sur 2 marchés efficaces ou sur un même marché efficace, il ne peut exister de relation de causalité. Si tel était le cas, un des prix pourrait aider à prévoir l'autre, ce qui est contraire à l'hypothèse d'efficacité. La portée de notre résultat est importante dans la mesure où elle remet en cause l'hypothèse de l'efficacité des marchés financiers.

⁷ Source : " L'efficacité des marchés financiers " – Gillet

6) Estimation et vérification de la stationnarité du nouveau VAR

L'analyse précédente de la causalité nous amène à modifier la spécification de notre modèle. En effet, nous n'étudions plus qu'un VAR à deux variables (DLOGWTI et DLOGEXXON).

a) Choix du nombre de retards de notre nouveau VAR

A l'aide des critères d'information, et en allant jusqu'à 5 retards (séries journalières), on obtient les résultats suivants :

p =	1	2	3	4	5
AIC	-11.12854	-11.12367	-11.08525	-11.02661	-11.04394
SC	-11.00422	-10.91552	-10.79246	-10.64840	-10.57950

Les critères d'information sont minimaux pour p=1. On retient un VAR(1).

b) Le nouveau modèle VAR

Date: 01/03/08 Time: 22:45
Sample(adjusted): 3 145
Included observations: 143 after adjusting endpoints
Standard errors & t-statistics in parentheses

	DLOGEXXO	DLOGWTI
N		
DLOGEXXON(-1)	-0.037990 (0.08948) (-0.42456)	0.108276 (0.12944) (0.83653)
DLOGWTI(-1)	-0.165561 (0.06120) (-2.70516)	-0.257477 (0.08853) (-2.90836)
C		
	0.001523 (0.00107) (1.41672)	0.002764 (0.00155) (1.77767)
R-squared	0.068562	0.058159
Adj. R-squared	0.055256	0.044704
Sum sq. resids	0.022855	0.047822
S.E. equation	0.012777	0.018482
F-statistic	5.152648	4.322527
Log likelihood	422.1038	369.3140
Akaike AIC	-5.861591	-5.123273
Schwarz SC	-5.799433	-5.061115
Mean dependent	0.001162	0.002387
S.D. dependent	0.013145	0.018910
Determinant Residual Covariance		4.63E-08
Log Likelihood		801.6903
Akaike Information Criteria		-11.12854
Schwarz Criteria		-11.00422

c) Estimation du nouveau VAR

La première colonne donne les résultats d'estimation de la première équation (variable **DLOGEXXON**) et la deuxième colonne les résultats d'estimation de la deuxième équation (variable **DLOGWTI**). Le VAR estimé s'écrit donc :

$$\mathbf{DLOGEXXON} = - [0.037990 * \mathbf{DLOGEXXON}(-1)] - [0.165561 * \mathbf{DLOGWTI}(-1)] + 0.001523$$

$$R^2 = 0.068562 \quad n = 143$$

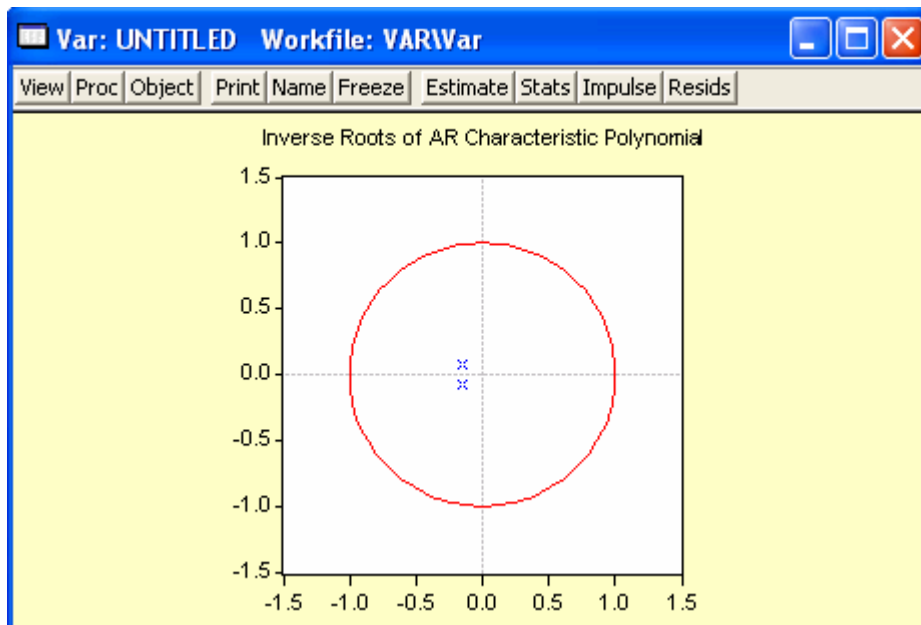
$$\mathbf{DLOGWTI} = [0.108276 * \mathbf{DLOGEXXON}(-1)] - [0.257477 * \mathbf{DLOGWTI}(-1)] + 0.002764$$

$$R^2 = 0.058159 \quad n = 143$$

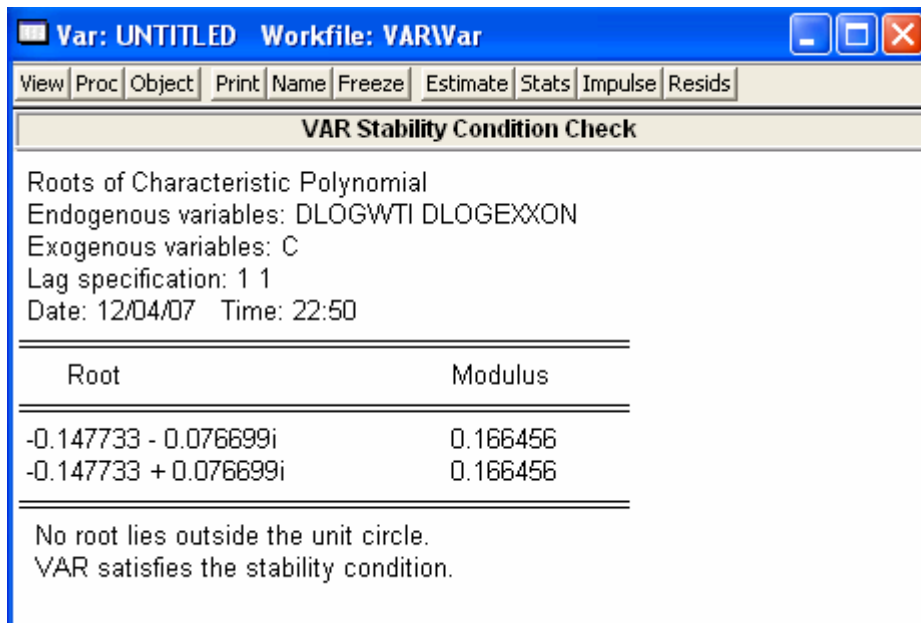
Nous obtenons encore un VAR d'ordre 1 dont les estimations mettent en évidence des coefficients de détermination toujours très faibles, tous inférieurs à 0,07. On peut ajouter que pour l'équation **DLOGWTI** et **DLOGEXXON** seule la variable **DLOGWTI(-1)** est significativement différente de 0.

d) Vérification de la stationnarité

Nous pouvons visualiser graphiquement l'inverse des racines associé à la partie AR de chacune des variables.



L'inverse des racines associées à la partie AR appartient au disque unité complexe. Le VAR est donc bien stationnaire. De même, EViews nous donne les conditions mathématiques de la stationnarité, comme nous pouvons le voir sur le graphique qui suit :



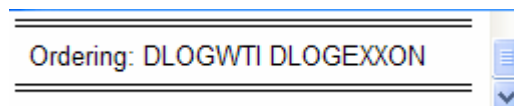
Nous voyons que toutes les racines en module sont inférieures à 1, par conséquent notre VAR est bien stationnaire.

7) Fonctions de réponse impulsionnelle

a) Choix de l'ordre des variables

Pour étudier les fonctions de réponse, il va falloir au préalable déterminer l'ordre de nos variables car les résultats obtenus dépendent fortement de l'ordre dans lequel on les a rangées. Il faut ranger les variables de la plus exogène à la plus endogène, ou encore de la moins dépendante des autres à la plus dépendante des autres. Ici, on a comme variables le prix du baril de WTI ainsi que le cours boursier de l'action Exxon Mobil : on met donc d'abord le prix du WTI puis le cours boursier d'Exxon Mobil car on suppose qu'un choc sur le prix du baril aura un impact instantané sur le cours de notre action alors qu'un choc sur la série Exxon Mobil n'aura pas un impact instantané sur le cours du brut.

Hypothèse concernant l'exogénéité des variables : cours du baril de WTI plus exogène que cours boursier de l'action Exxon Mobil → ordre des variables : DLOGWTI DLOGEXXON

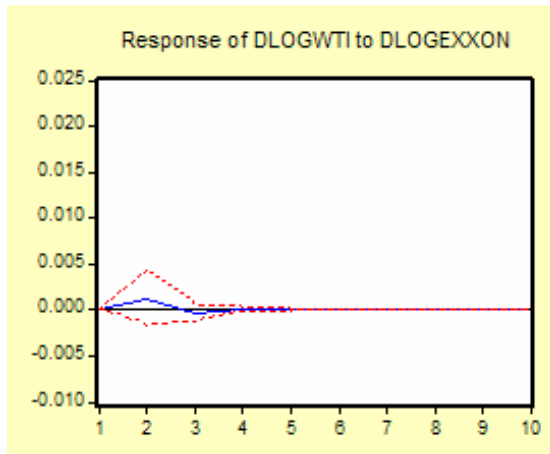


A l'aide du logiciel EViews, nous allons générer les graphiques des fonctions de réponse impulsionnelle.

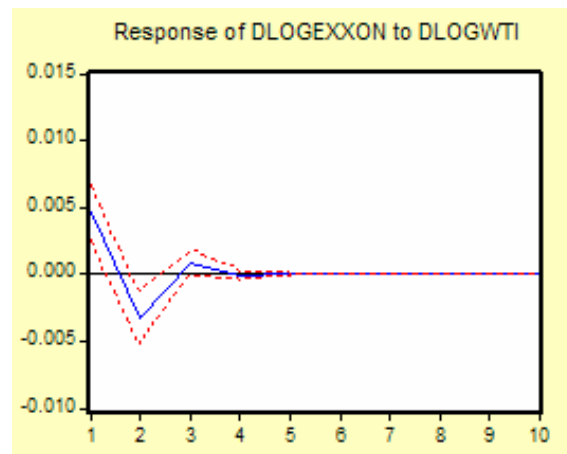
b) Analyse graphique des fonctions de réponse impulsionnelle

Dans le soucis de fournir une représentation graphique qui soit cohérente avec notre étude, j'ai choisit de m'intéresser aux 2 graphiques suivants :

Graphique 1



Graphique 2



Nous avons vu qu'il est légitime de penser, en vertu à la fois des résultats précédents et surtout de la logique économique et boursière qu'un choc sur le baril de brut à un impact direct sur notre action Exxon Mobil, alors qu'un choc sur Exxon Mobil, n'a pas une répercussion immédiate sur le prix du baril. On considère que l'ampleur du choc est égale à une fois l'écart type et l'on s'intéresse aux effets du choc sur 10 périodes.

Rappelons que l'on a supposé que le choc sur DLOGEXXON n'a pas d'influence instantanée sur DLOGWTI, ce qui explique que la courbe relative à DLOGWTI parte de l'origine (graphique 1). On constate un profil traditionnel des fonctions de réponse impulsionnelle, le choc sur DLOGEXXON se répercute sur DLOGWTI en s'amortissant. L'impact du choc disparaît au bout de 4 périodes. Le choc sur DLOGWTI à quant à lui un impact immédiat sur DLOGEXXON (graphique 2). Les conséquences de ce choc disparaissent au bout de 4 périodes.

Cette étude basée sur les fonctions de réponse impulsionnelle peut être complétée par une analyse de la décomposition de la variance de l'erreur de prévision. L'objectif est de calculer la contribution de chacune des innovations à la variance de l'erreur. De façon heuristique, on écrit la variance de l'erreur de prévision à un horizon h (ici h va de 1 à 10) en fonction de la variance de l'erreur attribuée à chacune des 2 variables. On effectue ensuite le rapport entre chacune de ces variances et la variance totale pour faire apparaître son poids relatif en pourcentage.

8) Décomposition de la variance

Les résultats relatifs à l'étude de la décomposition de la variance ont été reportés ci-dessous à l'aide du logiciel EVIEWS.

Variance Decomposition of DLOGWTI:			
Period	S.E.	DLOGEXXON	DLOGWTI
1	0.012642	0.000000	100.0000
2	0.013049	0.458794	99.54121
3	0.013076	0.497884	99.50212
4	0.013078	0.499488	99.50051
5	0.013078	0.499528	99.50047
6	0.013078	0.499528	99.50047
7	0.013078	0.499528	99.50047
8	0.013078	0.499528	99.50047
9	0.013078	0.499528	99.50047
10	0.013078	0.499528	99.50047

Variance Decomposition of DLOGEXXON:			
Period	S.E.	DLOGEXXON	DLOGWTI
1	0.018287	86.61715	13.38285
2	0.018808	81.41332	18.58668
3	0.018826	81.09857	18.90143
4	0.018827	81.08800	18.91200
5	0.018827	81.08778	18.91222
6	0.018827	81.08778	18.91222
7	0.018827	81.08778	18.91222
8	0.018827	81.08778	18.91222
9	0.018827	81.08778	18.91222
10	0.018827	81.08778	18.91222

Ordering: DLOGWTI DLOGEXXON

La variance de l'erreur de prévision de DLOGWTI est due pour 99,5% à ses propres innovations et pour 0,5% à celles de DLOGEXXON. La variance de l'erreur de prévision de DLOGEXXON est due, quant à elle pour 18,9 % aux innovations de DLOGWTI et pour 81,1% de ses propres innovations. Du point de vue de ce test, on peut conclure qu'un choc sur le prix du baril de WTI a un impact plus important sur l'action Exxon Mobil qu'un choc sur l'action Exxon Mobil a sur le prix du baril de WTI, et donc par conséquent que le prix du baril de WTI est plus exogène que l'action Exxon Mobil, ce qui est cohérent avec l'ensemble de notre étude.

Nous allons maintenant faire une tentative de prévision à l'aide de notre VAR(1) à 2 variables.

9) Tentative de Prévision

Nous allons commencer par faire la prévision de nos 2 variables puis nous comparerons les résultats à ceux de l'analyse multivariée. Nous allons effectuer la prévision pour les horizons 146, 147, 148, 149 et 150. Numériquement nous obtenons les résultats suivants :

$$\mathbf{DLOGEXXON^{146}} = - [0.037990 * - 0,010325] - [0.165561 * 0,017800] + 0.001523 = - \mathbf{0,001032}$$

$$\mathbf{DLOGWTI^{146}} = [0.108276 * - 0,010325] - [0.257477 * 0,017800] + 0.002764 = - \mathbf{0,002937}$$

$$\mathbf{DLOGEXXON^{147}} = - [0.037990 * - 0,001032] - [0.165561 * - 0,002937] + 0.001523 = \mathbf{0,002048}$$

$$\mathbf{DLOGWTI^{147}} = [0.108276 * - 0,001032] - [0.257477 * - 0,002937] + 0.002764 = \mathbf{0,003409}$$

$$\mathbf{DLOGEXXON^{148}} = - [0.037990 * 0,002048] - [0.165561 * 0,003409] + 0.001523 = \mathbf{0,000881}$$

$$\mathbf{DLOGWTI^{148}} = [0.108276 * 0,002048] - [0.257477 * 0,003409] + 0.002764 = \mathbf{0,002108}$$

$$\mathbf{DLOGEXXON^{149}} = - [0.037990 * 0,000881] - [0.165561 * 0,002108] + 0.001523 = \mathbf{0,001140}$$

$$\mathbf{DLOGWTI^{149}} = [0.108276 * 0,000881] - [0.257477 * 0,002108] + 0.002764 = \mathbf{0,002317}$$

$$\mathbf{DLOGEXXON^{150}} = - [0.037990 * 0,001140] - [0.165561 * 0,002317] + 0.001523 = \mathbf{0,001096}$$

$$\mathbf{DLOGWTI^{150}} = [0.108276 * 0,001140] - [0.257477 * 0,002317] + 0.002764 = \mathbf{0,002291}$$

Tous ces résultats peuvent bien entendu être trouvés directement grâce à EVIEWS, pour cela il nous faut ouvrir notre modèle VAR, puis de la fenêtre d'estimation, on clique sur *procs/make model* et enfin sur *solve*. A noter que les résultats obtenus confirment parfaitement mon approche mathématique. Nous allons maintenant établir les intervalles de confiances au seuil de 5 % pour chacune des deux variables, grâce à la matrice des variances, covariances :

	DLOGEXXON	DLOGWTI
DLOGEXXON	0,000173	0,000105
DLOGWTI	0,000105	0,000370

$$IC_{DLOGEXXON(145)}(146) = - 0,001032 \pm 1,96 \cdot \sqrt{(0,000173)}$$

$$\mathbf{- 0,026811 \leq DLOGEXXON(146) \leq 0,024747}$$

$$IC_{DLOGEXXON(146)}(147) = 0,002048 \pm 1,96 \cdot \sqrt{(0,000173)}$$

$$\mathbf{- 0,023731 \leq DLOGEXXON(147) \leq 0,027827}$$

$$IC_{DLOGEXXON(147)}(148) = 0,000881 \pm 1,96 \cdot \sqrt{0,000173}$$

$$\mathbf{- 0,024898 \leq DLOGEXXON(148) \leq 0,26660}$$

$$IC_{DLOGEXXON(148)}(149) = 0,001140 \pm 1,96 \cdot \sqrt{0,000173}$$

$$\mathbf{- 0,024639 \leq DLOGEXXON(149) \leq 0,026919}$$

$$IC_{DLOGEXXON(149)}(150) = 0,001096 \pm 1,96 \cdot \sqrt{0,000173}$$

$$\mathbf{- 0,024683 \leq DLOGEXXON(150) \leq 0,026875}$$

$$IC_{DLOGWTI(145)}(146) = -0,002937 \pm 1,96 \cdot \sqrt{0,000370} \quad 0,037701$$

$$\mathbf{- 0,040638 \leq DLOGWTI(146) \leq 0,034764}$$

$$IC_{DLOGWTI(146)}(147) = 0,003409 \pm 1,96 \cdot \sqrt{0,000370} \quad 0,037701$$

$$\mathbf{- 0,034292 \leq DLOGWTI(147) \leq 0,041110}$$

$$IC_{DLOGWTI(147)}(148) = -0,002108 \pm 1,96 \cdot \sqrt{0,000370} \quad 0,037701$$

$$\mathbf{- 0,039809 \leq DLOGWTI(148) \leq 0,035593}$$

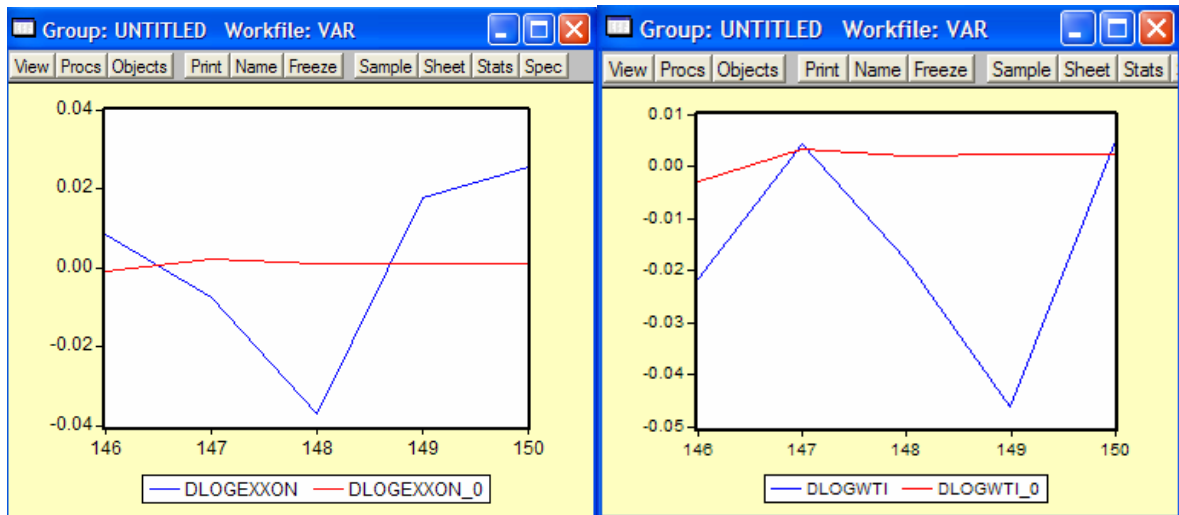
$$IC_{DLOGWTI(148)}(149) = 0,002317 \pm 1,96 \cdot \sqrt{0,000370} \quad 0,037701$$

$$\mathbf{- 0,035384 \leq DLOGWTI(149) \leq 0,040018}$$

$$IC_{DLOGWTI(149)}(150) = 0,002291 \pm 1,96 \cdot \sqrt{0,000370} \quad 0,037701$$

$$\mathbf{- 0,035410 \leq DLOGWTI(150) \leq 0,39992}$$

Nous allons maintenant procéder à la représentation de la série filtrée effective et la série prévue pour chacune des 2 variables afin de vérifier la pertinence de la prévision. Les graphiques sont présents sur la page suivante.



Pour chacun des 2 graphiques, la courbe rouge représente la série prévue et la courbe bleue représente la série observée. On se rend bien compte ici que la modélisation n'est pas satisfaisante car les prévisions ne donnent aucune tendance sur l'évolution de la série, en effet les points d'inflexion ne sont pas estimés. Cependant, on peut ajouter que la prévision nous donne quand même une sorte de moyenne de ce que seront les valeurs observées sur la période de prévision. Après avoir effectué les prévisions sur la série filtrée, nous allons maintenant revenir à la prévision de la série initiale.

On notera :

- $DLOGEXXON_T^{(i)}$, la série filtrée prévue
- $LOGEXXON^{(i)}$, la série initiale prévue
- $i = 146, \dots, 150$
- $LOGEXXON(145)$, la valeur réelle prise par notre série pour l'observation 145

$$LOGEXXON_T^{(146)} = LOGEXXON(145) + DLOGEXXON^{(146)}$$

$$LOGEXXON_T^{(146)} = 4.439146$$

$$LOGEXXON_T^{(147)} = LOGEXXON(145) + DLOGEXXON^{(146)} + DLOGEXXON^{(147)}$$

$$LOGEXXON_T^{(147)} = 4.440178 - 0,001032 + 0,002048 = 4.441148$$

$$LOGEXXON_T^{(148)} = 4.441148 + 0,000881 = 4,442029$$

$$LOGEXXON_T^{(149)} = 4,442029 + 0,001140 = 4,443169$$

$$LOGEXXON_T^{(150)} = 4,443169 + 0,001096 = 4,444265$$

Et on notera :

- $DLOGWTI^{(i)}$, la série filtrée prévue
- $LOGWTI^{(i)}$, la série initiale prévue
- $i = 146, \dots, 150$
- $LOGWTI(145)$, la valeur réelle prise par notre série pour l'observation 145

$$LOGWTI_{\tau}^{(146)} = LOGWTI(145) + DLOGWTI^{(146)}$$

$$LOGWTI_{\tau}^{(146)} = 4,359525 - 0,002937 = \mathbf{4,356588}$$

$$LOGWTI_{\tau}^{(147)} = LOGWTI(145) + DLOGWTI^{(146)} + DLOGWTI^{(147)}$$

$$LOGWTI_{\tau}^{(147)} = 4,359525 - 0,002937 + 0,003409 = \mathbf{4,359997}$$

$$LOGWTI_{\tau}^{(148)} = 4,359997 + 0,002108 = \mathbf{4,362105}$$

$$LOGWTI_{\tau}^{(149)} = 4,362105 + 0,002317 = \mathbf{4,364422}$$

$$LOGWTI_{\tau}^{(150)} = 4,364422 + 0,002291 = \mathbf{4,366713}$$

Il nous suffit maintenant d'appliquer la fonction exponentielle à nos données et de les comparer aux valeurs effectives, nous obtenons les résultats suivants :

$EXXON_{\tau}^{(146)} = 84,70257 \$$	$EXXON(146) = 85.50 \$$
$EXXON_{\tau}^{(147)} = 84,87232 \$$	$EXXON(147) = 84.84 \$$
$EXXON_{\tau}^{(148)} = 84,94712 \$$	$EXXON(148) = 81.75 \$$
$EXXON_{\tau}^{(149)} = 85,04402 \$$	$EXXON(149) = 83.21 \$$
$EXXON_{\tau}^{(150)} = 85,13727 \$$	$EXXON(150) = 85.36 \$$

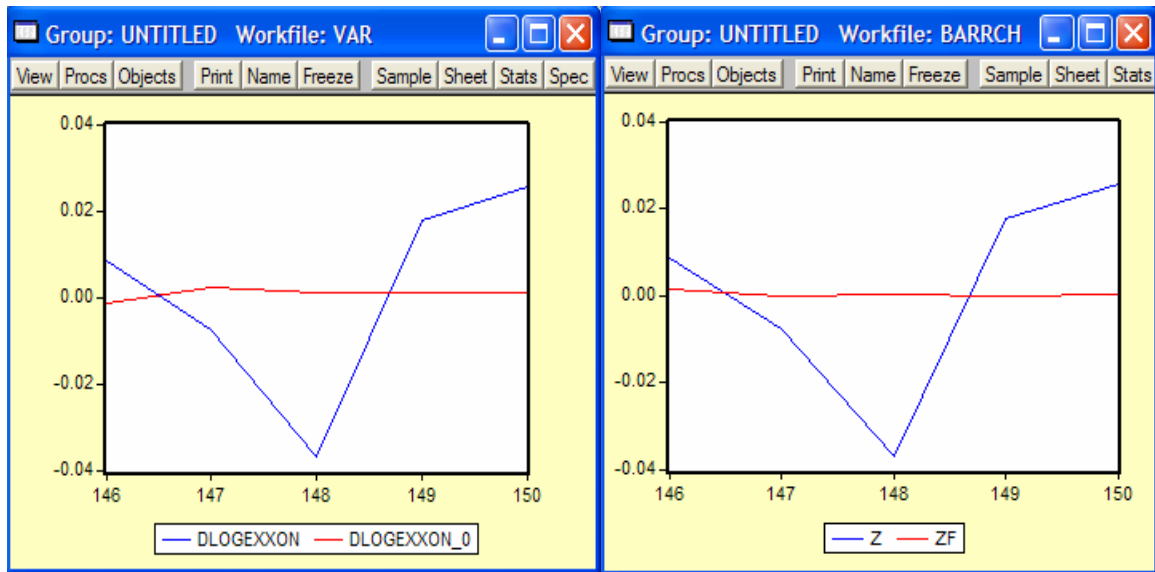
Comme nous pouvons le constater, il existe des écarts entre les prévisions et les valeurs observées, notre prévision n'est donc pas satisfaisante. Nous faisons le même tableau pour le cours du WTI :

$WTI_{\tau}^{(146)} = 77,99057 \$$	$WTI(146) = 76,54 \$$
$WTI_{\tau}^{(147)} = 78,25690 \$$	$WTI(147) = 76,87 \$$
$WTI_{\tau}^{(148)} = 78,42204 \$$	$WTI(148) = 75,49 \$$
$WTI_{\tau}^{(149)} = 78,60396 \$$	$WTI(149) = 72,07 \$$
$WTI_{\tau}^{(150)} = 78,78424 \$$	$WTI(150) = 72,43 \$$

Une fois encore il existe des écarts entre les prévisions et les valeurs observées, ce qui confirme l'inefficacité de notre prévision. Nous allons maintenant comparer nos résultats à ceux de l'approche multivariée en ce qui concerne le cours de notre action Exxon Mobil.

Cadre univarié

Cadre multivarié



On obtient à peu de chose près le même style de prévision. La défaillance de la prévision dans le cadre de la spécification univariée était aussi logique puisque la série filtrée n'était pas un processus AR(1) mais un bruit blanc, cette remarque permet d'expliquer pourquoi nos prévisions présentent des écarts relativement important par rapport aux valeurs réellement observées pour les horizons 146, 147, 148, 149 et 150.

10) Conclusion

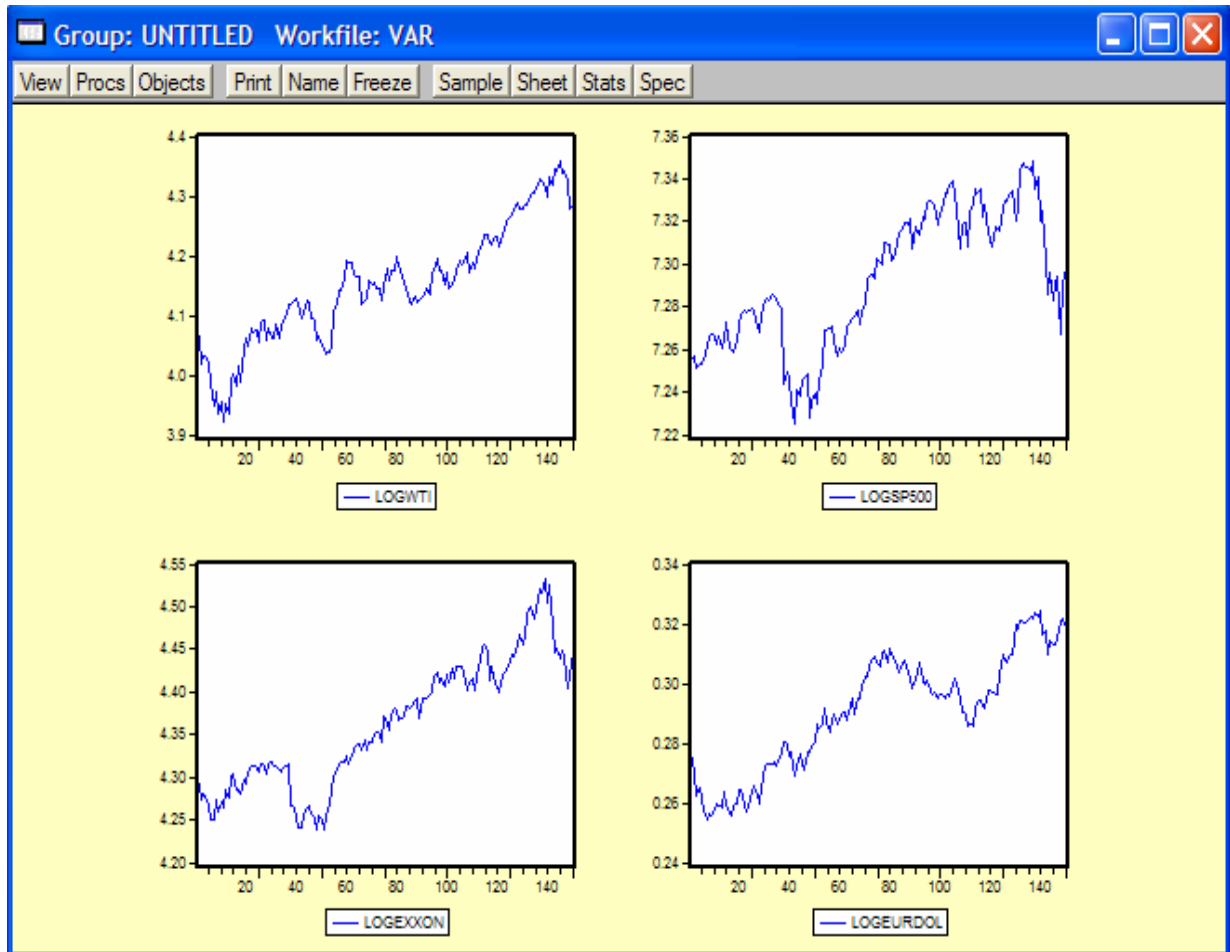
La modélisation VAR nous a permis de découvrir de nouveaux aspects de l'économétrie et d'approfondir l'étude du cours boursier d' Exxon Mobil. En intégrant de nouvelles variables, nous avons mis en évidence un fait très important, à savoir l'existence d'une relation de causalité entre le prix du baril de WTI et le cours boursier d' Exxon Mobil. Après l'avoir découverte, nous avons pu confirmer sa validité notamment grâce à l'analyse des fonctions de réponse impulsionnelle et la décomposition de la variance. Le fait qu'une variable comme le cours du WTI puisse influencer le cours d'Exxon Mobil, peut apparaître comme une critique de la théorie de l'efficacité des marchés financiers, dans la mesure où il suffirait de connaître le cours du WTI pour ensuite prévoir avec certitude le cours d' Exxon Mobil. Mais cette critique doit être modérée, car bien évidemment même si le cours du WTI a un impact sur le cours d' Exxon Mobil, il reste insuffisant pour réaliser de bonnes prévisions, le cours d'Exxon Mobil dépendant de nombreux autres facteurs. Il ne faut pas oublier qu'Exxon Mobil produit et vend une grande quantité de gaz naturel, le prix du gaz pourrait donc être un indicateur important, d'autre part, il ne faut pas négliger la politique de l'entreprise en matière d'investissement et de versement de dividendes qui peut influencer le comportement des investisseurs au même titre que les notations et conseils des analystes. En effet, nous avons tenté de réaliser des prévisions en se basant seulement sur le cours du WTI, mais les résultats se sont avérés très décevants, ce qui montre encore une fois que prédire l'évolution des cours en s'inspirant d'informations passées est quasi-impossible en raison de l'efficacité des marchés.

Après avoir analysé la modélisation VAR, nous allons maintenant porter notre attention sur le phénomène de la cointégration va nous permettre d'intégrer les problèmes de non stationnarité des séries dans le cadre d'une analyse multivariée. L'objectif de cette analyse est la recherche d'un vecteur de cointégration et l'élimination de son effet.

III) Tests de Cointégration

Notre analyse se déroulera, à partir des mêmes séries, il n'est donc pas nécessaire que je remette les justifications statistiques et économiques de ce choix. Nous débuterons notre étude par une analyse synthétique des propriétés stochastiques des séries, puis nous procéderons à la détermination du nombre de retards, au test de JOHANSEN et nous finirons par une conclusion. A noter que j'ai décidé de prendre l'ensemble de mes données disponibles à savoir les 150 observations.

1) Analyse des propriétés stochastiques des séries.



On remarque que nos séries semblent présenter une allure plus ou moins similaire, ces séries étant plus ou moins liées, comme on l'a démontré dans la première partie du projet (page 3,4 et 5), de ce fait, nous pouvons présumer un certain co - mouvement de toutes ces variables. Nous allons le vérifier par une analyse de cointégration. Une analyse préalable de la stationnarité qui n'est pas reportée ici, montre que les 4 séries en log sont : $I(1)$ c'est-à-dire qu'il s'agit toutes de processus DS sans dérive.

2) La détermination du nombre de retards de la représentation VAR

On estime sous EViews des modèles VAR, à partir des variables en niveau, pour des retards de 1 à 5, s'agissant de séries journalières. Les résultats sont reportés dans le tableau qui suit.

p =	1	2	3	4	5
AIC	-27.40155	-27.41327	-27.36201	-27.26923	-27.16938
SC	-26.99834	-26.68422	-26.30417	-25.87960	-25.44493

On constate que le critère d'AKAIKE conduit à un retard optimal $p^* = 2$, tandis que le critère de SCHWARZ conduit à un retard optimal $p^* = 1$. On est donc en présence d'une contradiction de la part de ces 2 critères d'information ce qui est souvent le cas dans la pratique. Toutefois, selon un principe de parcimonie, il nous faut choisir le modèle incluant le minimum de paramètres, nous choisissons donc $p^* = 1$.

3) Test de JOHANSEN

Pour mener ce test, il convient de choisir la spécification du modèle parmi les spécifications – concernant soit les vecteurs cointégrants soit les séries – proposées par JOHANSEN. Le choix de cette spécification se fait au regard des propriétés stochastiques des séries. Nous avons déterminé que les séries *LOGEURODOL*, *LOGWTI*, *LOGEXXON* et *LOGSP500* étaient des processus non stationnaires de type DS sans dérive. Ce sont *a priori* les deux premières spécifications de JOHANSEN que nous devons retenir, puisqu'elles excluent la présence d'une tendance linéaire dans les données. Ensuite, la présence ou non d'une constante dans la relation de cointégration dépend de la significativité de celle-ci dans cette éventuelle équation de cointégration.

a) La première spécification de JOHANSEN

Nous procédons au test de JOHANSEN sur un modèle VAR(1), et sous l'hypothèse qu'il n'existe pas de tendance linéaire dans les séries ni de constante dans les relations de cointégration. EVIEWS nous donne les résultats suivants :

Johansen Cointegration Test

Date: 11/29/07 Time: 16:27
Sample(adjusted): 3 150
Included observations: 148 after adjusting endpoints
Trend assumption: No deterministic trend
Series: LOGEURDOL LOGEXXON LOGSP500 LOGWTI
Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None	0.080353	25.32186	39.89	45.58
At most 1	0.053905	12.92460	24.31	29.75
At most 2	0.024896	4.723602	12.53	16.31
At most 3	0.006683	0.992365	3.84	6.51

*(**) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level
Trace test indicates no cointegration at both 5% and 1% levels

Hypothèses de test

$$H_0 : r = 0 \quad H_1 : r > 0 \quad \text{où } r, \text{ rang de la matrice } \pi$$

Statistiques de test

La statistique de la trace vaut :

$$\lambda = -148 \times [\ln(1 - 0,080353) + \ln(1 - 0,053905) + \ln(1 - 0,024896) + \ln(1 - 0,006683)] = 25,32186$$

Conclusion du test

λ est inférieure aux valeurs critiques, donc on accepte H_0 . Le test s'arrête à ce niveau. Le rang de la matrice π vaut 0 et de fait le test n'indique pas de cointégration au seuil de 1 et 5 %.

b) La seconde spécification du modèle de JOHANSEN

Nous procédons au test de JOHANSEN toujours sur un modèle VAR(1), sous l'hypothèse qu'il n'existe pas de tendance linéaire dans les séries mais qu'il y a une constante dans les relations de cointégration.

Johansen Cointegration Test

Date: 11/29/07 Time: 16:25
Sample(adjusted): 3 150
Included observations: 148 after adjusting endpoints
Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)
Series: LOGEURDOL LOGEXXON LOGSP500 LOGWTI
Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None	0.084518	33.98989	53.12	60.16
At most 1	0.063861	20.92075	34.91	41.07
At most 2	0.053741	11.15410	19.96	24.60
At most 3	0.019925	2.978719	9.24	12.97

*(***) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level
Trace test indicates no cointegration at both 5% and 1% levels

Conclusion du test

λ est inférieure aux valeurs critiques, donc on accepte H_0 . Le test s'arrête à ce niveau. Le rang de la matrice π vaut 0 et de fait le test n'indique pas de cointégration au seuil de 1 et 5 %.

4) Interprétation des résultats

On a pu constater que l'hypothèse qu'il n'y a aucune relation de cointégration est validée. Le rang de la matrice π (qui est le produit du vecteur de cointégration et de la matrice des coefficients de la force de rappel) est nul. On ne peut donc pas retenir une spécification à correction d'erreur. En effet, l'absence de relation de cointégration ne justifie pas l'estimation d'un modèle à correction d'erreur VECM. On utilise donc une représentation VAR. S'agissant de séries en niveau non stationnaires, il n'est pas pertinent de retenir une représentation VAR estimée à partir de ces séries. Le « bon » modèle consisterait à prendre les quatre séries différenciées à l'ordre 1 mais avec 150 observations, au lieu des 145, comme nous l'avons fait dans la première partie. Nous commencerons par déterminer l'ordre du VAR, puis nous représenterons le modèle VAR retenu et enfin nous ferons son estimation.

a) Détermination de l'ordre du VAR avec 150 observations

La détermination de l'ordre du modèle VAR s'effectue par minimisation des critères d'information d'AKAIKE et SCHWARTZ. S'agissant de données journalières (ne concernant donc que les cinq jours ouvrés de la semaine), nous estimerons des modèles jusqu'à un ordre de 5.

p =	1	2	3	4	5
AIC	-27.42613	-27.36284	-27.23688	-27.17211	-27.11520
SC	-27.02111	-26.63050	-26.17422	-25.77612	-25.38281

Nous retenons le modèle avec $p^* = 1$ qui minimise les critères d'information d'Akaike et Schwarz. Nous allons maintenant représenter le modèle VAR retenu.

b) Le modèle VAR retenu

Date: 11/26/07 Time: 15:08
 Sample(adjusted): 3 150
 Included observations: 148 after adjusting endpoints
 Standard errors & t-statistics in parentheses

	DLOGEURD OL	DLOGEXXO N	DLOGSP500	DLOGWTI
DLOGEURDOL(-1)	-0.048246 (0.08301) (-0.58124)	0.408032 (0.33057) (1.23434)	0.099509 (0.20799) (0.47844)	0.003028 (0.47565) (0.00637)
DLOGEXXON(-1)	0.055082 (0.03837) (1.43553)	0.087319 (0.15281) (0.57143)	0.072219 (0.09615) (0.75114)	0.221563 (0.21987) (1.00768)
DLOGSP500(-1)	-0.028095 (0.05800) (-0.48440)	-0.218887 (0.23098) (-0.94763)	-0.234090 (0.14533) (-1.61074)	-0.072128 (0.33236) (-0.21702)
DLOGWTI(-1)	-0.006944 (0.01645) (-0.42214)	-0.211913 (0.06551) (-3.23461)	-0.066489 (0.04122) (-1.61300)	-0.262347 (0.09427) (-2.78301)
C	0.000313 (0.00027) (1.14587)	0.001318 (0.00109) (1.21372)	0.000329 (0.00068) (0.48204)	0.001986 (0.00156) (1.27059)
R-squared	0.028057	0.088944	0.040668	0.058839
Adj. R-squared	0.000870	0.063460	0.013834	0.032513
Sum sq. resids	0.001551	0.024597	0.009738	0.050926
S.E. equation	0.003293	0.013115	0.008252	0.018871
F-statistic	1.032007	3.490197	1.515513	2.234998
Log likelihood	638.4908	433.9692	502.5418	380.1167
Akaike AIC	-8.560686	-5.796881	-6.723538	-5.069144
Schwarz SC	-8.459429	-5.695624	-6.622281	-4.967887
Mean dependent	0.000328	0.001168	0.000272	0.001787
S.D. dependent	0.003295	0.013552	0.008310	0.019186
Determinant Residual Covariance		1.10E-17		
Log Likelihood		2049.534		
Akaike Information Criteria		-27.42614		
Schwarz Criteria		-27.02111		

c) Estimation du modèle

$$DLOGEURDOL = [-0.048246 * DLOGEURDOL(-1)] + [0.055082 * DLOGEXXON(-1)] - [0.028095 * DLOGSP500(-1)] - [0.006944 * DLOGWTI(-1)] + 0.000313$$

$$R^2 = 0.028057 \quad n = 148$$

$$\mathbf{DLOGEXXON} = [0.408032 * \mathbf{DLOGEURDOL}(-1)] + [0.072219 * \mathbf{DLOGEXXON}(-1)] \\ - [0.218887 * \mathbf{DLOGSP500}(-1)] - [0.211913 * \mathbf{DLOGWTI}(-1)] + 0.001318$$

$$R^2 = 0.088944 \quad n = 148$$

$$\mathbf{DLOGSP500} = [0.099509 * \mathbf{DLOGEURDOL}(-1)] + [0.087319 * \mathbf{DLOGEXXON}(-1)] \\ - [0.234090 * \mathbf{DLOGSP500}(-1)] - [0.066489 * \mathbf{DLOGWTI}(-1)] + 0.000329$$

$$R^2 = 0.040668 \quad n = 148$$

$$\mathbf{DLOGWTI} = [0.003028 * \mathbf{DLOGEURDOL}(-1)] + [0.221563 * \mathbf{DLOGEXXON}(-1)] \\ - [0.072128 * \mathbf{DLOGSP500}(-1)] - [0.262347 * \mathbf{DLOGWTI}(-1)] + 0.001986$$

$$R^2 = 0.058839 \quad n = 148$$

d) Interprétation des résultats

Nous obtenons donc un VAR d'ordre 1, nous remarquons cependant qu'un grand nombre des coefficients associés aux termes retardés ne sont pas significativement différents de 0 puisque la valeur du t de Student de ces coefficients est inférieure en valeur absolue à la valeur critique lue dans la table de Student pour un seuil $\alpha = 5\%$ soit 1,96. Ainsi tous les termes de l'équation de **DLOGEURDOL** ne sont pas significativement différents de 0, tous ceux de l'équation de **DLOGSP500** également et pour l'équation **DLOGWTI** et **DLOGEXXON** seule la variable **DLOGWTI(-1)** est significativement différente de 0. Nous pouvons donc supposer qu'il existe dans ce modèle avec 150 observations, une relation de causalité entre la variable **DLOGWTI** et **DLOGEXXON**.

Bibliographie

SITES INTERNET :

<http://www.senat.fr/rap/r05-105/r05-105.html>
http://fr.wikipedia.org/wiki/S%26P_500
<http://www.uprr.com/customers/surcharge/wti.shtml>
<http://www.stox-office.com/histo.htm>
<http://finance.yahoo.com/q?s=%5EGSPC>
<http://www.insee.fr>
<http://www.latribune.fr>
http://www.dauphine.fr/dfrea/master_ace/marie.bessec_teaching.htm

OUVRAGES :

“ L’efficience des marchés financiers ” – Gillet
“ L’efficience informationnelle des marchés financiers ” – Lardic – Mignon
“ The Econometrics of Financial markets ” - Campbell - Lo - MacKinlay
“ Analyse des séries temporelles ” – Bourbonnais – Terraza
“ Econométrie ” – Bourbonnais
“ Econométrie des séries temporelles ” Bresson – Pirotte
“ Econométrie des séries temporelles macroéconomiques et financières ” – Lardic – Mignon