



HAL
open science

Prévision par l'approche méthodologique de Box et Jenkins : Cas d'une Série Non Saisonnière et Non Stationnaire du type TS (Pratique sur EViews et Stata)

Jonas Kibala Kuma

► **To cite this version:**

Jonas Kibala Kuma. Prévision par l'approche méthodologique de Box et Jenkins : Cas d'une Série Non Saisonnière et Non Stationnaire du type TS (Pratique sur EViews et Stata). Licence. Congo-Kinshasa. 2018. cel-01771600

HAL Id: cel-01771600

<https://hal.science/cel-01771600>

Submitted on 19 Apr 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Kinshasa, Avril 2018

Prévision par l'approche méthodologique de Box et Jenkins :
Cas d'une Série Non Saisonnière et Non Stationnaire du type
TS (*Pratique sur EViews et Stata*)

Par

Jonas KIBALA KUMA

(DEA-PTC Economie/Unikin en cours)

—

Centre de Recherches Economiques et Quantitatives
(CREQ)

« Rien n'est trop tôt, ni trop tard, tout est à sa place ».

Avril 2018

Copyright © Jonas Kibala_Avril_2018 - Tous droits réservés.

Modélisation de l'évolution des recettes de ventes d'une société commerciale à Kinshasa par l'approche de Box et Jenkins⁽¹⁾

PLAN

I. Analyse exploratoire des données

I.1. Stationnarité et structure de la série

a) Tests préliminaires (informels)

- ▶ Représentation graphique
- ▶ Comparaison des différents moments statistiques (Ecart-type et Moyenne)
- ▶ Corrélogramme

b) Tests formels (Test de ADF et PP)

I.2. Stationnarisation de la série

- ▶ Transformations de la série
- ▶ Plot de la série transformée

II. Identification du modèle optimal (provisoire)

III. Estimation du modèle provisoire retenu

IV. Validation du modèle estimé

- ▶ Test de bruit blanc (Test portemanteau)
- ▶ Conditions de stationnarité
- ▶ Test de Student des paramètres
- ▶ Test de linéarité
- ▶ Performance du modèle estimé
- ▶ Test de Normalité
- ▶ Test d'absence d'autocorrélation des erreurs

V. Prédiction

¹ Nous nous servons du logiciel EViews 5 et Stata 9.



PART 1 : PRATIQUE SUR EIEWS



I. Analyse exploratoire des données

I.1. Stationnarité et structure de la série

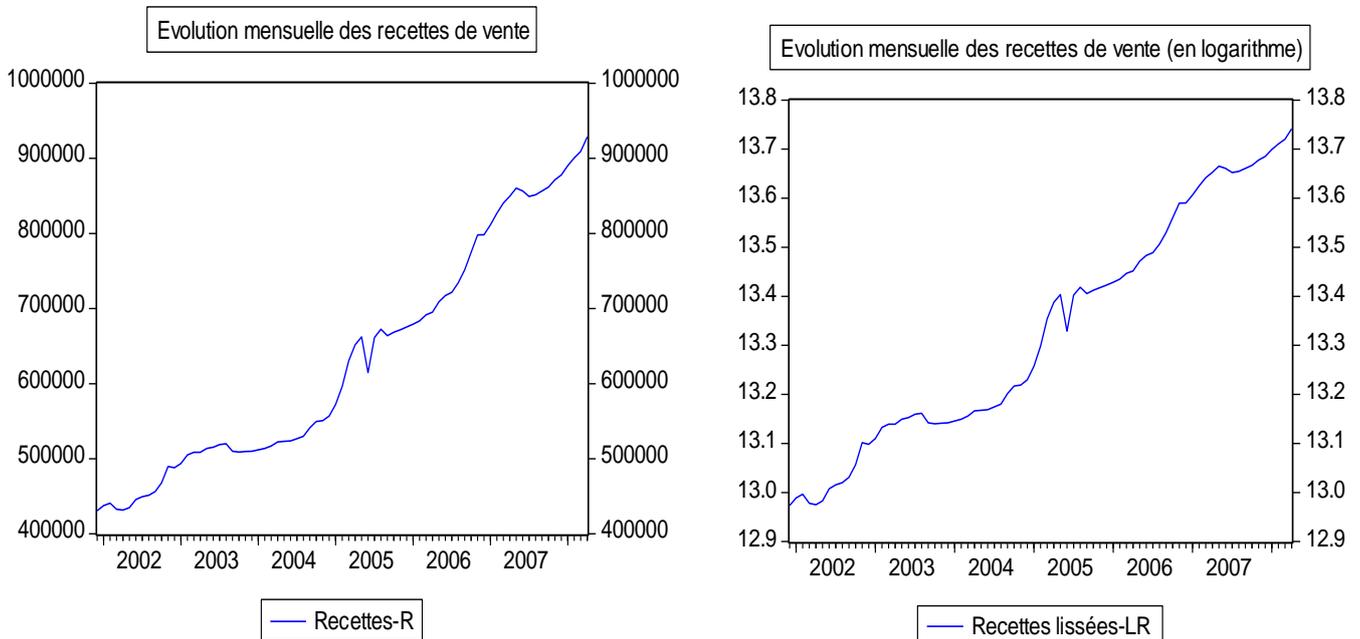
a) Tests préliminaires (informels)

► Représentation graphique :

Sur EViews, faire :

```

    {
      create m 2001:12 2008:04
      data R
      plot R
      genr LR=log(R)
      plot LR
    }
    
```



____ Note : Ce graphique (dans tous les cas : série brute et lissée) montre que notre série « R » est affectée d'une tendance¹ – faut-il en savoir encore le type (déterministe/TS ou Stochastique/DS ??) – et semble non saisonnière.

► Comparaison des différents moments statistiques (Écart-type et Moyenne)

____ Après avoir regroupé les données en classes² (suivant les années d'observations : Cfr « Table de Buys-Ballot » en annexe) et calculer, pour chaque classe/année, les moments statistiques d'ordre 1 et 2 (soient la moyenne/MOY et l'écart-type/ECT, respectivement), régresser l'écart-type sur la moyenne (soit la relation : $ECT_t = \alpha_0 + \alpha_1 MOY_t + e_t$) et tester les hypothèses suivantes :

¹ La série brute laisse présager une tendance non linéaire, et la série lissée renseigne plutôt sur une tendance haussière.

² Les observations peuvent être regroupées en 7 à 12 classes (discontinues) à intervalle constante.



$H_0 : \alpha_1 = 0$: la série semble stationnaire (prob > 5%, $|t_c| < |t_t|$, $\hat{\alpha}_1 < 2\sigma_{\hat{\alpha}_1}$)

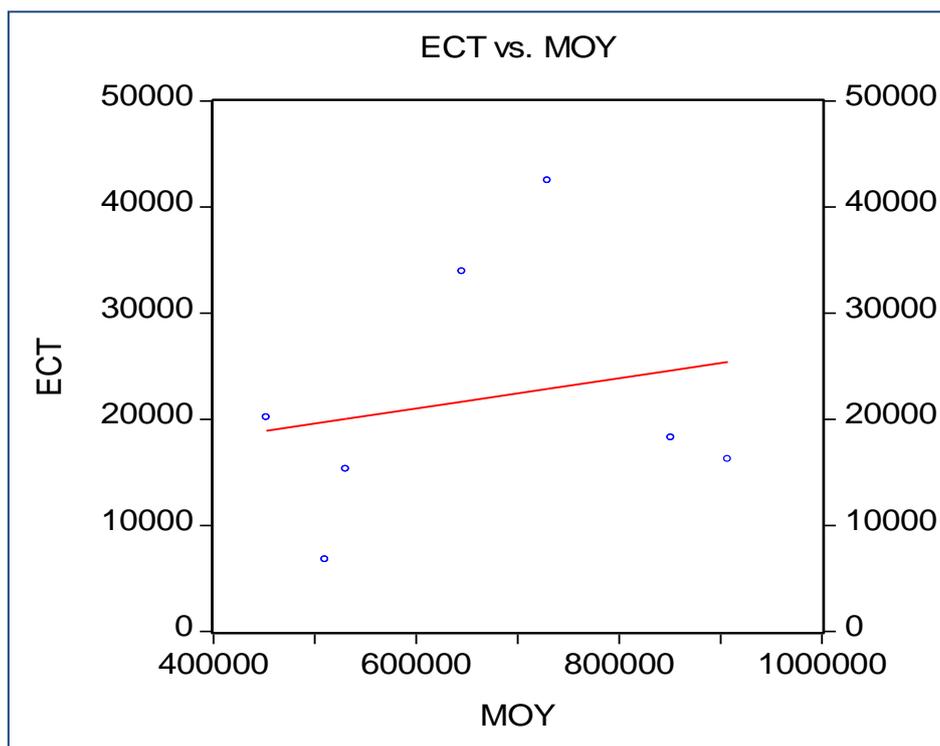
$H_1 : \alpha_1 \neq 0$: la série semble non stationnaire (prob < 5%, $|t_c| > |t_t|$, $\hat{\alpha}_1 > 2\sigma_{\hat{\alpha}_1}$)

_____ Sur EViews, faire : ls ECT c MOY

Dependent Variable: ECT				
Method: Least Squares				
Sample: 2001 2007				
Included observations: 7				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MOY	0.032046	0.006852	4.676761	0.0034

La constante a parue non significative et a été élimée, ce qui nous amène à accepter H_1 : la série « R » semble non stationnaire.

_____ Graphique : Sur EViews, taper : Show MOY ECT, et suivre : View/Graph/Scatter/Scatter with Regression... → Ok :

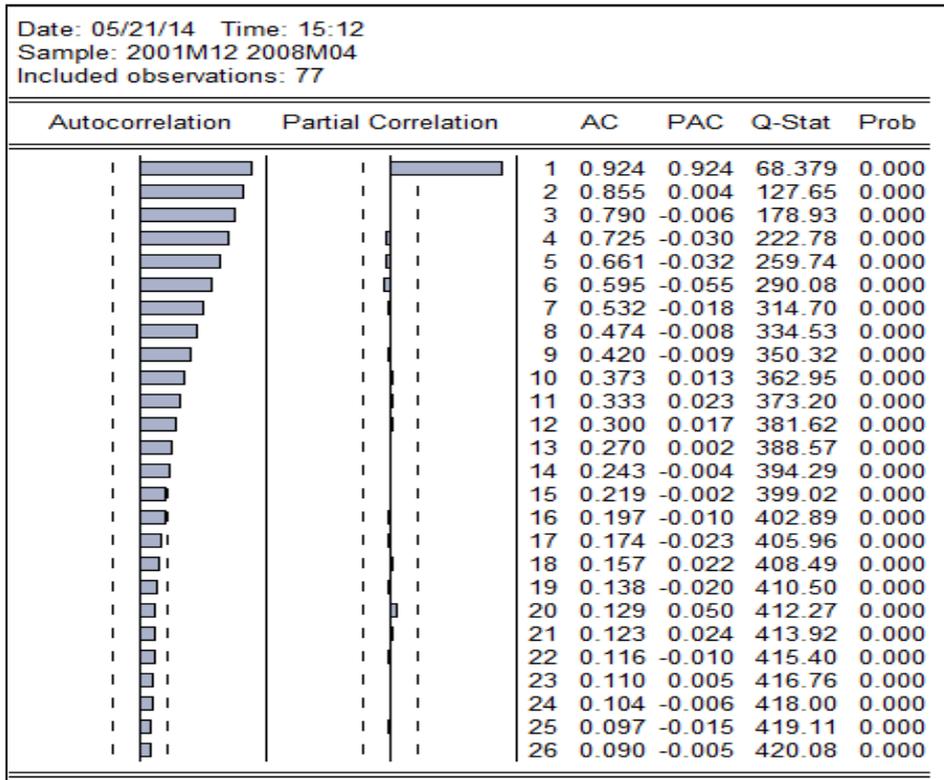


Ce dernier graphique du couple (ECT, MOY) nous fait constater que les écarts-types affichent une dispersion aléatoire (non proportionnelle) au tour d'une tendance haussière, ce qui est caractéristique d'une série non stationnaire.



► Corrélogramme

Ici, il est question d'analyser les fonctions d'autocorrélations simple (AC) et partielle (PAC) dans le souci d'identifier les coefficients d'autocorrélation significatifs (gage pour un test DF/ADF réussi) et se faire une idée sur la stationnarité ou pas de la série sous-étude (soit « LR »). Sur EViews, faire : *Show LR* → *View/Correlogram...* → *Cocher « Level »* et *lags to include : 26* (soit : $T/3=77/3=25.7$).



Deux éléments nous fondent à croire que, partant du corrélogramme ci-dessus, notre série « R » semble non Stationne (ce qui renforce notre présomption), à savoir :

- La *décroissance lente et linéaire* des coefficients d'autocorrélations simples (AC) ;
- *L'autocorrélation sérielle* lisible sur tous les coefficients d'autocorrélation statistiquement différents de zéro (prob < 5%).

Note : Les tests informels aux quels nous avons fait recours dans les lignes précédentes s'accordent à présumer l'existence d'une racine unitaire au sein de la série « R ». Reste à le vérifier à travers des tests formels (ADF et Philips-Perron) et répondre à la question du type de non stationnarité.

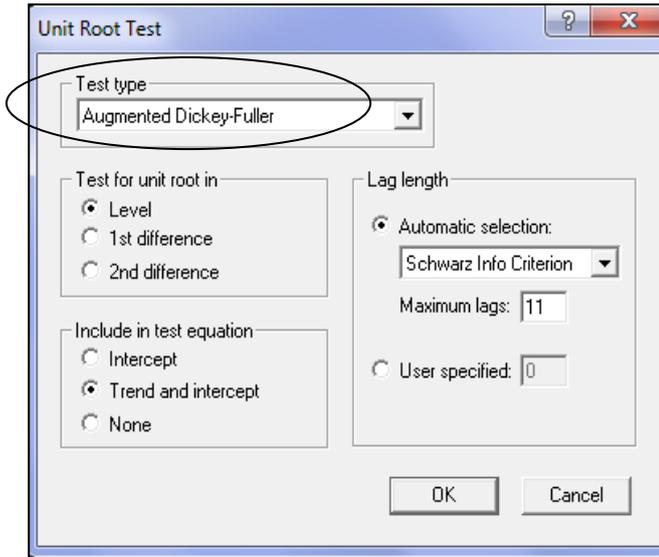


b) Tests formels (Test de ADF et Philips-Perron)

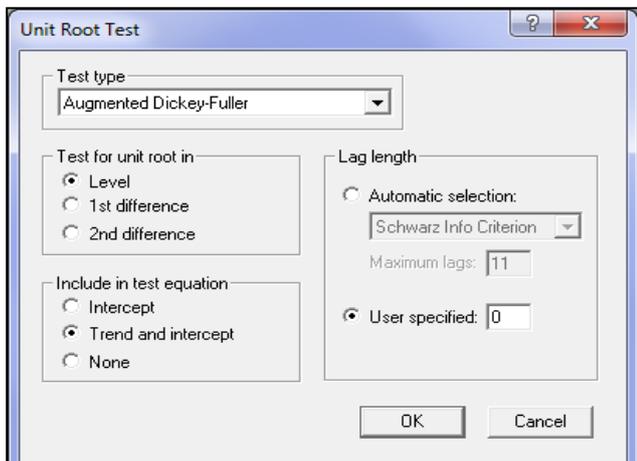
Ces tests nous aideront à valider la présomption de non stationnarité sur la série « R » et en même temps nous indiqueront sur la méthode de stationnarisation appropriée, étant donné la structure de la série étudiée.

► **Test ADF (Augmented Dickey-Fuller)**

Sur EViews, faire : Show LR → View/Unit Root Test... → (les boîtes de dialogue ci-dessous complètent la procédure) ou taper : `uroot LR`



Null Hypothesis: LR has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-2.085924	0.5450	
Test critical values:	1% level	-4.083355		
	5% level	-3.470032		
	10% level	-3.161982		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LR)				
Method: Least Squares				
Date: 05/21/14 Time: 15:22				
Sample (adjusted): 2002M01 2008M04				
Included observations: 76 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LR(-1)	-0.104671	0.050180	-2.085924	0.0405
C	1.360214	0.648367	2.097906	0.0394
@TREND(2001M12)	0.001155	0.000533	2.168718	0.0334
R-squared	0.061667	Mean dependent var		0.010105
Adjusted R-squared	0.035959	S.D. dependent var		0.017496
S.E. of regression	0.017179	Akaike info criterion		-5.251602
Sum squared resid	0.021543	Schwarz criterion		-5.159600
Log likelihood	202.5609	F-statistic		2.398750
Durbin-Watson stat	1.899753	Prob(F-statistic)		0.097958

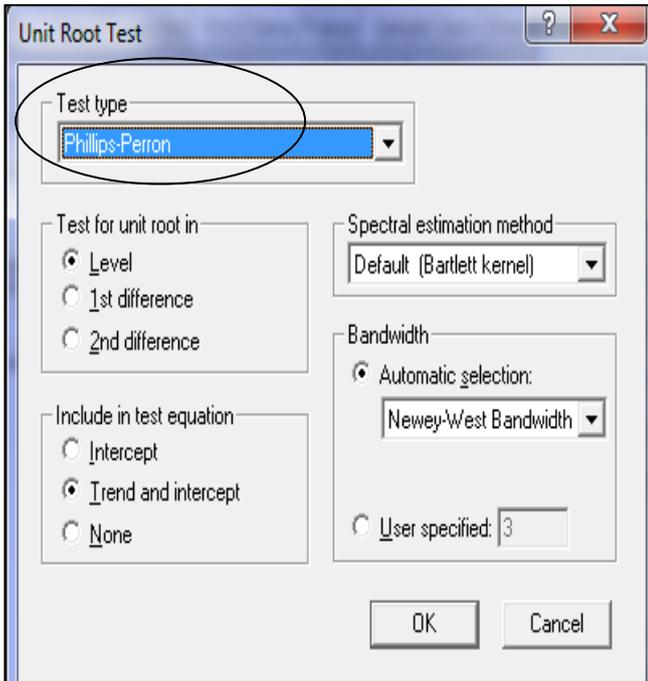


Note : Au regard des résultats du test *ADF*, nous confirmons la non stationnarité de la série « R » et concluons qu'elle est un TS/Trend Stationnary⁽¹⁾. En effet, $|ADF| < |McKinnon|$; Trend significatif et $|\text{coefficient.LR}(-1)| \in]0,1[$ et est significatif. Autrement dit, cette série est victime d'une tendance déterministe et sa stationnarisation nécessite l'écart à la tendance comme méthode appropriée. Même résultat avec *Philips-Perron (PP)*.

¹ En d'autres termes, l'on dira : notre série est générée par un processus non stationnaire du type TS.



► **Test PP (Philips-Perron)**



Null Hypothesis: LR has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Bandwidth: 2 (Newey-West using Bartlett kernel)				
	Adj. t-Stat	Prob.*		
Phillips-Perron test statistic	-2.120027	0.5263		
Test critical values:	1% level	-4.083355		
	5% level	-3.470032		
	10% level	-3.161982		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Residual variance (no correction)	0.000283			
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.000295			
Phillips-Perron Test Equation Dependent Variable: D(LR) Method: Least Squares Date: 05/21/14 Time: 16:50 Sample (adjusted): 2002M01 2008M04 Included observations: 76 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LR(-1)	-0.104671	0.050180	-2.085924	0.0405
C	1.360214	0.648367	2.097906	0.0394
@TREND(2001M12)	0.001155	0.000533	2.168718	0.0334
R-squared	0.061667	Mean dependent var	0.010105	
Adjusted R-squared	0.035959	S.D. dependent var	0.017496	
S.E. of regression	0.017179	Akaike info criterion	-5.251602	
Sum squared resid	0.021543	Schwarz criterion	-5.159600	
Log likelihood	202.5609	F-statistic	2.398750	
Durbin-Watson stat	1.899753	Prob(F-statistic)	0.097958	

I.2. Stationnarisation de la série

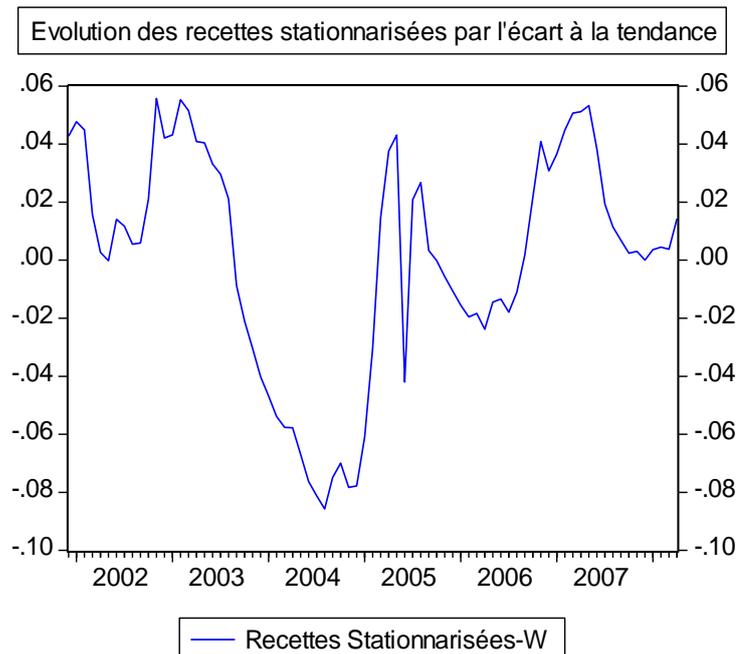
► Transformations de la série : le recourt à l'écart à la tendance est la procédure de stationnarisation appropriée pour « R », l'avons-nous dit. Pour ce faire : (i) régresser LR sur le temps et, (ii) récupérer le résidu de cette estimation qui correspond à notre série « LR » stationnarisée/transférée (soit « W »). Sur EViews, faire :

$$\begin{array}{l}
 \text{Genr } T=@trend \\
 \text{LS LR C T} \\
 \text{Genr } W=resid
 \end{array}
 \left. \vphantom{\begin{array}{l} \text{Genr } T=@trend \\ \text{LS LR C T} \\ \text{Genr } W=resid \end{array}} \right\} \rightarrow
 \begin{array}{l}
 LR_t = \hat{c} + \hat{d} * T + W_t \\
 W_t = LR_t - \hat{c} - \hat{d} * T = LR_t - \widehat{LR}_t
 \end{array}$$

Dependent Variable: LR Method: Least Squares Date: 05/21/14 Time: 15:25 Sample: 2001M12 2008M04 Included observations: 77				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	12.93071	0.008931	1447.844	0.0000
T	0.010479	0.000203	51.65391	0.0000
R-squared	0.972659	Mean dependent var	13.32892	
Adjusted R-squared	0.972294	S.D. dependent var	0.237711	
S.E. of regression	0.039567	Akaike info criterion	-3.596015	
Sum squared resid	0.117416	Schwarz criterion	-3.535137	
Log likelihood	140.4466	F-statistic	2668.127	
Durbin-Watson stat	0.195627	Prob(F-statistic)	0.000000	



► Plot de la série transformée : W est stationnaire (en tendance surtout).



► Stationnarité de la série transformée « W » : Test d'ADF (lag : sélection Automatique → Soit « 0 ») :

Null Hypothesis: W has a unit root				
Exogenous: None				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-2.112286	0.0341
Test critical values:	1% level		-2.595745	
	5% level		-1.945139	
	10% level		-1.613983	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(W)				
Method: Least Squares				
Date: 05/21/14 Time: 19:41				
Sample (adjusted): 2002M01 2008M04				
Included observations: 76 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
W(-1)	-0.104898	0.049661	-2.112286	0.0380

Note : Notre série W transformée par l'écart à la tendance est stationnaire sans trend, ni dérive (la tendance et la constante ont parues statistiquement non significatives, d'où leur extraction).



II. Identification du modèle optimal (provisoire) : ARIMA(1,0,0)

Date: 05/21/14 Time: 15:46 Sample: 2001M12 2008M04 Included observations: 77						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.893	0.893	63.839	0.000
		2	0.784	-0.066	113.72	0.000
		3	0.688	0.004	152.69	0.000
		4	0.595	-0.046	182.21	0.000
		5	0.494	-0.097	202.79	0.000
		6	0.373	-0.160	214.71	0.000
		7	0.242	-0.144	219.81	0.000
		8	0.125	-0.050	221.19	0.000
		9	0.037	0.040	221.31	0.000
		10	-0.024	0.069	221.36	0.000
		11	-0.076	0.006	221.89	0.000
		12	-0.115	0.026	223.13	0.000
		13	-0.128	0.072	224.69	0.000
		14	-0.143	-0.087	226.67	0.000
		15	-0.161	-0.097	229.22	0.000
		16	-0.181	-0.095	232.47	0.000
		17	-0.196	-0.053	236.36	0.000
		18	-0.179	0.121	239.66	0.000
		19	-0.178	-0.079	242.99	0.000
		20	-0.166	0.097	245.94	0.000
		21	-0.162	-0.017	248.80	0.000
		22	-0.161	-0.025	251.66	0.000
		23	-0.147	-0.004	254.10	0.000
		24	-0.129	-0.035	256.01	0.000
		25	-0.117	-0.042	257.61	0.000

____ Note : Après avoir produit le corrélogramme relatif à « W » (série stationnaire), le modèle provisoire identifié dans la famille ARIMA par principe de parcimonie et d'ergodicité – susceptible de reproduire au mieux le mode opératoire de la série « R » – est un **ARIMA(1,0,0) ou AR(1)**. Ce dernier a paru optimal/adéquat dans le sens où il présente les valeurs AIC et SIC les plus minimales, comparativement à d'autres processus candidats tels : ARIMA(1,0,1) ; ARMA(2,1) ; ARMA(1,2) ; ARMA(1,3) ; MA(1) ; MA(2) ou MA(3). Reste à valider le modèle provisoire après estimation, pour confirmer/juger de son optimalité.

III. Estimation du modèle provisoire retenu : taper : ls W AR(1)

Dependent Variable: W Method: Least Squares Date: 05/21/14 Time: 15:41 Sample (adjusted): 2002M01 2008M04 Included observations: 76 after adjustments Convergence achieved after 2 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.895102	0.049661	18.02433	0.0000
R-squared	0.812403	Mean dependent var		-0.000562
Adjusted R-squared	0.812403	S.D. dependent var		0.039254
S.E. of regression	0.017002	Akaike info criterion		-5.297909
Sum squared resid	0.021680	Schwarz criterion		-5.267241
Log likelihood	202.3205	Durbin-Watson stat		1.887347
Inverted AR Roots	.90			



Le modèle AR(1) théorique et estimé s'écrivent :

$$W_t = \phi_1 AR(1) + v_t \quad \text{ou} \quad W_t = \phi_1 W_{t-1} + v_t, \text{ avec } v_t \sim iid(0, \sigma^2)$$

$$\widehat{W}_t = 0.895102 * W_{t-1}$$

(t-stat) (18.02)

____ Note : pour ce genre des modèles, la constante est souvent non significative (c'est le cas avec notre estimation). Ainsi, il convient de l'extraire. Du reste, notre modèle donne bonne mine (toutefois, attendons le verdict de tests diagnostics).

IV. Validation du modèle estimé

Cette étape est d'autant plus cruciale qu'elle sanctionne l'identification du modèle ; laquelle identification, si elle n'est pas bien faite, peut conduire à répéter le cycle « *identification-estimation-validation* » autant de fois jusqu'à ce que le modèle soit valide (*d'où nécessité de bien identifier le modèle adéquat*). Ci-dessous quelques tests de nature à juger de la qualité/optimalité du modèle estimé :

- ▶ Test de bruit blanc/Test portemanteau (Q-Q plot simple) : Sur EViews, dans l'output de l'estimation, suivre : *View/Residual Tests/Correlogram-Q-statistics* → lags : 25 → ok :

Date: 05/21/14 Time: 15:54 Sample: 2002M01 2008M04 Included observations: 76 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.051	0.051	0.2018
		2	-0.021	-0.024	0.2386
		3	0.076	0.078	0.7017
		4	0.099	0.091	1.5037
		5	0.117	0.113	2.6494
		6	0.044	0.034	2.8097
		7	-0.051	-0.063	3.0348
		8	-0.128	-0.153	4.4680
		9	-0.104	-0.134	5.4212
		10	-0.011	-0.029	5.4315
		11	-0.140	-0.131	7.2182
		12	-0.099	-0.041	8.1234
		13	-0.029	0.031	8.2045
		14	-0.072	-0.011	8.6993
		15	-0.042	0.003	8.8695
		16	-0.076	-0.061	9.4354
		17	-0.120	-0.129	10.889
		18	-0.003	-0.026	10.890
		19	-0.028	-0.068	10.969
		20	-0.009	-0.023	10.978
		21	0.046	0.071	11.205
		22	-0.041	-0.031	11.393
		23	0.006	-0.001	11.397
		24	0.047	0.013	11.649
		25	0.011	-0.058	11.662

Les hypothèses du test sont :

H0 : les résidus sont des bruits blancs (*prob-ki^{ème} lag > 5%*)

H1 : les résidus ne sont pas des bruits blancs (*prob-ki^{ème} lag < 5%*)

____ Note : Partant du corrélogramme ci-dessus, nous acceptons H0 (les résidus du modèle estimé sont des bruits blancs : sont-ils gaussiens¹??).

¹ Cfr Test de normalité des erreurs (où nous répondons à cette question).



► Condition de stationnarité

Soit notre modèle théorique : $W_t = \phi_1 W_{t-1} + v_t \dots [a]$. Tester les conditions de stationnarité sur le modèle (a) estimé revient à vérifier que les racines caractéristiques du polynôme de retard associé à ce modèle – soit le polynôme : $(1 - \phi_1 L) = 0$ – sont **toutes** supérieures à 1 en valeur absolue (càd : $|L| > 1$) et que le paramètre « ϕ_1 » estimé soit, en valeur absolue, inférieur à l'unité (compris dans le cercle unité du plan complexe. Càd : $|\hat{\phi}_1| < 1$). Ainsi, écrivons notre polynôme retard d'ordre 1 (*degré du lag optimal* : L^1) et calculons la racine caractéristique associée « L » comme suit ($\phi(L) = 0$, avec $|L_j| > 1$) :

$$1 - 0.895102 * L = 0 \rightarrow L = -1 / -0.895102 \rightarrow L = 1.1172 > 1 \text{ (avec } |\hat{\phi}_1| < 1).$$

_____ Note : Notre modèle estimé respecte les conditions de stationnarité (*le modèle est convergent ; d'où, la série est stationnaire*).

► Test de Student des paramètres (significativité statistique)

Le paramètre « ϕ_1 » estimé est statistiquement significatif (prob-t student < 5% | tc | > | tt |).

► Test de linéarité : Dans l'output, suivre : *View/Stability Test/Ramsey RESET Test... → Fitted : 2 → ok.*

Ramsey RESET Test:				
F-statistic	2.893861	Probability	0.061737	
Log likelihood ratio	5.798628	Probability	0.055061	
Dependent Variable: W				
Method: Least Squares				
Sample: 2002M01 2008M04				
Convergence achieved after 7 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
FITTED^2	-5.584528	3.017266	-1.850857	0.0682
FITTED^3	44.56470	46.09178	0.966869	0.3368
AR(1)	0.856806	0.062917	13.61807	0.0000

Les hypothèses du test sont :

H0 : le modèle est linéaire/bien spécifié (prob.F-stat > 5%)

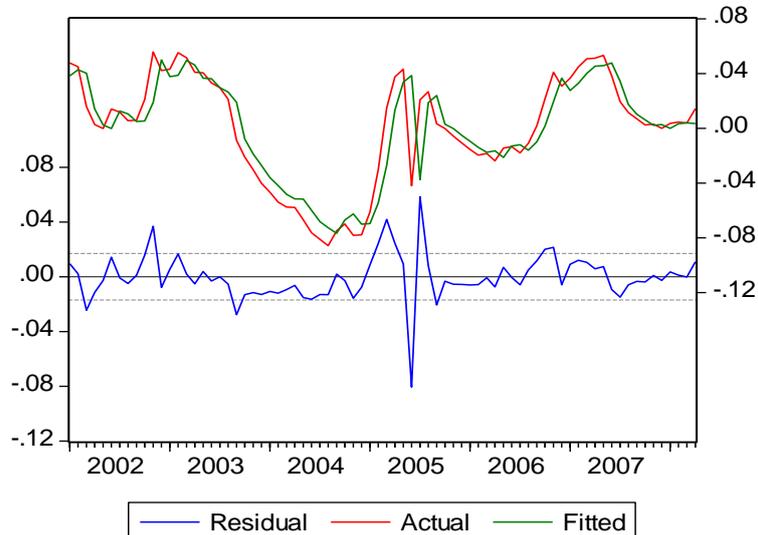
H1 : le modèle n'est pas linéaire/mal spécifié (prob.F-stat < 5%)

_____ Note : Nous acceptons H0 : notre modèle estimé est bien spécifié (linéaire).



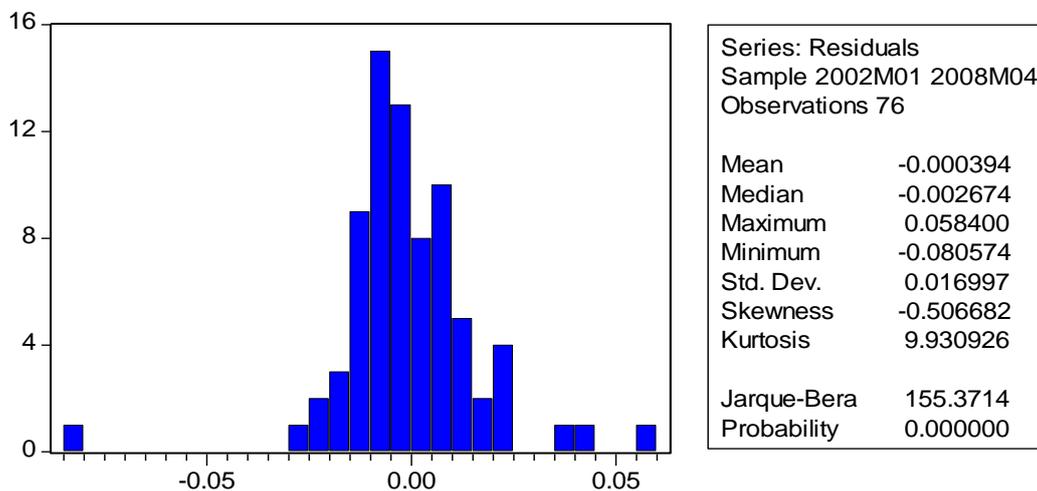
► Performance du modèle estimé

Nous la lisons en comparant les valeurs prévues calculées aux données réelles dans l'échantillon (l'on parle mieux de la « *prédiction in casting* »). Pour ce faire, dans l'output de l'estimation du modèle ARIMA(1,0,0), cliquer sur : *Actual, Fitted, Residual/Actual, Fitted, Residual Graph*¹ :



____ Note : Visiblement, l'ajustement est bon à quelques écarts près.

► Test de Normalité : Dans l'output, suivre : *View/Residual Tests/Histogram - Normality Test*



Les hypothèses du test sont :

H0 : les erreurs sont des bruits blancs Gaussiens ($prob-JB > 5\%$)

H1 : les erreurs ne sont pas des bruits blancs Gaussiens ($prob-JB < 5\%$)

____ Note : Nous rejetons *H0* : les résidus du modèle estimé ne sont pas des bruits blancs Gaussiens (*ne sont pas normalement distribués*).

¹ Cfr Prédiction pour les détails de calcul (valeurs ajustées et résidus).



► Test d'absence d'autocorrélation des erreurs

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:				
F-statistic	0.125995	Probability	0.881810	
Obs*R-squared	0.220257	Probability	0.895719	
Dependent Variable: RESID				
Method: Least Squares				
Presample missing value lagged residuals set to zero.				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.008699	0.061419	-0.141635	0.8878
RESID(-1)	0.061232	0.131077	0.467143	0.6418
RESID(-2)	-0.014633	0.129588	-0.112921	0.9104

Les hypothèses du test sont :

H0 : Absence d'autocorrélation des erreurs (*prob-BG* > 5%)

H1 : Présence d'autocorrélation des erreurs (*prob-BG* < 5%)

_____ *Note* : Nous acceptons H0 : les erreurs ne sont pas auto-corrélées.

V. Prédiction (*h* = 3 mois)

a) Calculs préliminaires

$$W_t = LR_t - \hat{c} - \hat{d} * T$$

$$LR_t = W_t + \hat{c} + \hat{d} * T$$

$$LR_{t+h} = W_{t+h} + \hat{c} + \hat{d} * (T + h)$$

Avec :

$$\hat{W}_t = \hat{\phi}_1 W_{t-1}$$

$$\hat{W}_{t+h} = \hat{\phi}_1 W_{t+h-1}$$

Enfin, trouvons :

$$R_{t+h} = e^{(LR_{t+h})}$$

b) Prédiction (ponctuelle pour *h*=3 mois)

- Pour *h*=1 (moi de « Mai » : 05/2008) :

$$\hat{W}_{t+1} = \hat{\phi}_1 W_t \rightarrow \hat{W}_{08:05} = 0.895102 * W_{08:04} = 0.895 * 0.0000094 = 0.00000841 = 8,41e-06$$



$$\begin{aligned} LR_{t+1} &= W_{t+1} + \hat{c} + \hat{d} * (T + 1) \rightarrow \mathbf{LR_{08:05}} \\ &= W_{08:05} + 12.93071 + 0.010479 * (76 + 1) \\ &= 0.00000841 + 13.737593 \rightarrow \mathbf{LR_{08:05}} = 13.73760141 \end{aligned}$$

$$R_{t+1} = e^{(LR_{t+1})} \rightarrow \mathbf{R_{08:05}} = e^{(LR_{08:05})} = e^{(13.73760141)} = \mathbf{925\ 048.4653}$$

- Pour h=2 (moi de « Juin » : 06/2008) :

$$\widehat{W}_{t+2} = \widehat{\phi}_1 W_{t+1} \rightarrow \widehat{W}_{08:06} = 0.895102 * W_{08:05} = 0.895 * 0.00000841 = 0.00000753 = 7,53e-06$$

$$\begin{aligned} LR_{t+2} &= W_{t+2} + \hat{c} + \hat{d} * (T + 2) \rightarrow \mathbf{LR_{08:06}} \\ &= W_{08:06} + 12.93071 + 0.010479 * (76 + 2) \\ &= 0.00000753 + 13.748072 \rightarrow \mathbf{LR_{08:06}} = 13.74807953 \end{aligned}$$

$$R_{t+2} = e^{(LR_{t+2})} \rightarrow \mathbf{R_{08:06}} = e^{(LR_{08:06})} = e^{(13.74807953)} = \mathbf{934\ 792.1929}$$

- Pour h= 3 (moi de « Juillet » : 07/2008) :

$$\widehat{W}_{t+3} = \widehat{\phi}_1 W_{t+2} \rightarrow \widehat{W}_{08:07} = 0.895102 * W_{08:06} = 0.895 * 0.00000753 = 0.00000674 = 6,74e-06$$

$$\begin{aligned} LR_{t+3} &= W_{t+3} + \hat{c} + \hat{d} * (T + 3) \rightarrow \mathbf{LR_{08:07}} \\ &= W_{08:07} + 12.93071 + 0.010479 * (76 + 3) \\ &= 0.00000674 + 13.758551 \rightarrow \mathbf{LR_{08:07}} = 13.75855774 \end{aligned}$$

$$R_{t+3} = e^{(LR_{t+3})} \rightarrow \mathbf{R_{08:07}} = e^{(LR_{08:07})} = e^{(13.75855774)} = \mathbf{944\ 638.6383}$$

_____ Tableau des valeurs réelles, ajustées, et prévues

Période	h	t + h	WP	LR _t	R _t	Nature
03/2008	-1	75	1,05e-05	13.72043255	909 302	Valeurs
04/2008	0	76	9,40e-06	13.74142259	928 590	Réelles
05/2008	1	77	8,41e-06	13.73760141	925 048	Valeurs prévues
06/2008	2	78	7,53e-06	13.74807953	934 792	
07/2008	3	79	6,74e-06	13.75855774	944 639	

_____ Sur EViews, pour obtenir « wp » (w prévu/prédit) :

{ Dans le workfile, double cliquer sur « Range » → En date : 2008M09 → Ok → Yes
 Ls WAR(1)
 { Dans l'output des résultats, cliquer sur « Forecast » → Forecast name : WP → Ok
 Show WP



PART 2 : PRATIQUE SUR STATA



I. Analyse exploratoire des données⁽¹⁾

I.1. Stationnarité et structure de la série

a) Tests préliminaires (informels)

► Représentation graphique

_____ Déclaration de la nature temporelle (mensuelle) de nos données à Stata :

- Calcul : $2001 - 1960 = 41 \text{ ans} \times 12 = 492 + 11 = 503$ (valeur de base ou code numérique du début de la variable temps)
- Créer une variable temporelle « mois », avec 503 comme valeur de base/début² (les valeurs sont : 503 ; 504 ; 505 ; 506 ; 507 ; ...).
- Sur Stata, taper : `format var1 %tm`

	R	var1
1	430814	2001m12
2	437540	2002m1
3	440909	2002m2
4	432740	2002m3
5	431640	2002m4
6	434916	2002m5
7	445830	2002m6
8	449446	2002m7
9	451379	2002m8
10	456330	2002m9



- Après avoir renommé la variable temporelle « var1 » (elle est nommée « mois »), déclarer/préciser la dimension temporelle à Stata (le message ci-dessous doit apparaître) : `tsset mois`

`time variable: mois, 2001m12 to 2008m4`

- Générer la variable en logarithme : `gen LR=log(R)`
- Obtenir le graphique en tapant : `twoway (tsline LR)`

► Comparaison des différents moments statistiques (Ecart-type et Moyenne)

_____ Commande Stata : `reg ECT MOY, nocons`

¹ Dans « Part 2 », nous nous limitons à lister les syntaxes et à présenter les outputs sur Stata. Pour les commentaires, Cfr Pratique sur EViews (Part 1).

² En fait, 503 = code numérique du mois de décembre de l'année 2001 dans Stata.



► **Corrélogramme**

_____Taper : corrgram LR, lags (26)

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial Autocor]		
1	0.9619	1.0026	74.056	0.0000		-----		-----		
2	0.9253	-0.0036	143.5	0.0000		-----		-----		
3	0.8889	0.0661	208.45	0.0000		-----		-----		
4	0.8500	-0.0427	268.66	0.0000		-----		-----		
5	0.8102	-0.0645	324.12	0.0000		-----		-----		
6	0.7694	-0.1043	374.84	0.0000		-----		-----		
7	0.7300	-0.0306	421.15	0.0000		-----		-----		
8	0.6905	0.0705	463.18	0.0000		-----		-----		
9	0.6510	0.1686	501.1	0.0000		-----		-----		
10	0.6117	0.1698	535.07	0.0000		-----		-----		
11	0.5722	0.0798	565.25	0.0000		-----		-----		
12	0.5352	0.1931	592.05	0.0000		-----		-----		
13	0.4979	0.1048	615.62	0.0000		-----		-----		
14	0.4612	0.0271	636.15	0.0000		-----		-----		
15	0.4267	0.0395	654.01	0.0000		-----		-----		
16	0.3932	0.0079	669.43	0.0000		-----		-----		
17	0.3602	0.0971	682.58	0.0000		-----		-----		
18	0.3272	0.2117	693.62	0.0000		-----		-----		
19	0.2955	0.0333	702.78	0.0000		-----		-----		
20	0.2656	0.0443	710.31	0.0000		-----		-----		
21	0.2365	-0.0175	716.39	0.0000		-----		-----		
22	0.2057	-0.1074	721.07	0.0000		-----		-----		
23	0.1740	-0.0261	724.48	0.0000		-----		-----		
24	0.1422	0.0542	726.8	0.0000		-----		-----		
25	0.1107	0.0130	728.23	0.0000		-----		-----		
26	0.0781	0.0347	728.96	0.0000		-----		-----		

b) Tests formels (Test d'ADF et PP)

► **Test ADF**: dfuller LR, trend regress lags(0)

Dickey-Fuller test for unit root				Number of obs =		76	
	Test Statistic	1% Critical Value	Interpolated Dickey-Fuller	5% Critical Value	10% Critical Value		
Z(t)	-2.086	-4.093		-3.474	-3.164		
MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.5540							
D.LR	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]		
LR							
L1.	-.1046721	.05018	-2.09	0.040	-.2046807		-.0046634
_trend	.0011553	.0005327	2.17	0.033	.0000936		.002217
_cons	1.360223	.6483696	2.10	0.039	.0680239		2.652421



► Test Philips-Perron (PP) : pperron LR, trend regress lags(0)

Phillips-Perron test for unit root		Number of obs = 76			
		Newey-West lags = 0			
		----- Interpolated Dickey-Fuller -----			
	Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
Z(rho)	-7.955	-26.584	-20.268	-17.164	
Z(t)	-2.086	-4.093	-3.474	-3.164	

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.5540					

LR	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]

LR					
L1.	.8953279	.05018	17.84	0.000	.7953193 .9953366
_trend	.0011553	.0005327	2.17	0.033	.0000936 .002217
_cons	1.360223	.6483696	2.10	0.039	.0680239 2.652421

I.2. Stationnarisation de la série

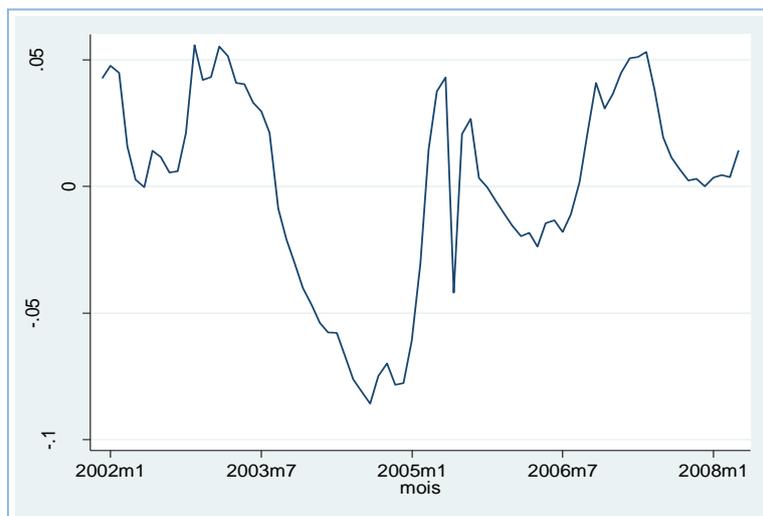
► Transformations de la série :

```
{ reg LR mois
predict W, resid
```

Source	SS	df	MS	Number of obs = 77		
Model	4.1770681	1	4.1770681	F(1, 75) =	2668.13	
Residual	.117415615	75	.001565542	Prob > F =	0.0000	
-----				R-squared =	0.9727	
Total	4.29448372	76	.056506365	Adj R-squared =	0.9723	
-----				Root MSE =	.03957	
LR	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	

mois	.0104792	.0002029	51.65	0.000	.010075	.0108833
_cons	7.659687	.1098467	69.73	0.000	7.440862	7.878513

► Plot de la série transformée : twoway (tsline W)



► **Test ADF sur la série transformée « W » : commandes**→

dfuller W, trend regress lags(0)

Dickey-Fuller test for unit root		Number of obs = 76			
Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value		
Z(t)	-2.086	-4.093	-3.474	-3.164	
MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.5540					
D.W	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]

W					
L1.	-.1046721	.05018	-2.09	0.040	-.2046807 - .0046634
_trend	.0000584	.0000898	0.65	0.517	-.0001206 .0002375
_cons	-.0026437	.0039804	-0.66	0.509	-.0105766 .0052891

dfuller W, nocons regress lags(0)

Dickey-Fuller test for unit root		Number of obs = 76			
Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value		
Z(t)	-2.112	-2.610	-1.950	-1.610	
D.W	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]

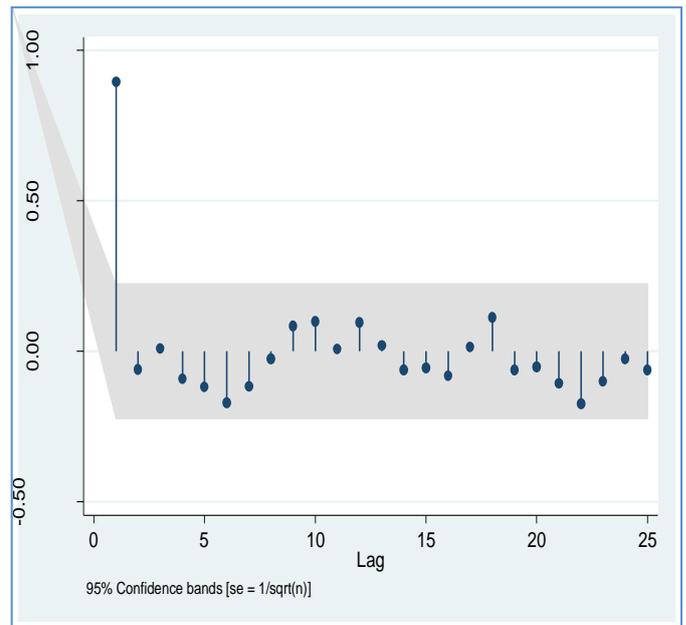
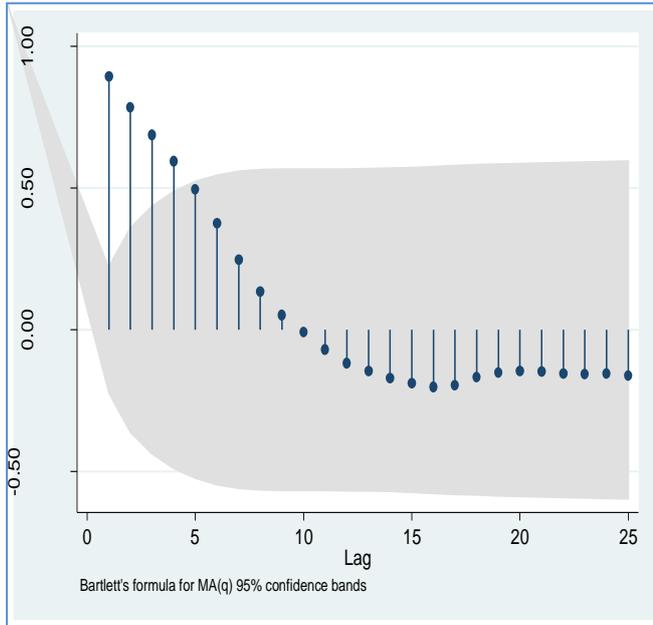
W					
L1.	-.1048985	.0496609	-2.11	0.038	-.2038281 - .0059688

II. Identification du modèle optimal (provisoire)

_____ Graphes des fonctions AC et PAC :

{ ac W, lags(25)
 { pac W, lags(25)





Fonctions AC et PAC : Graphes et coefficients calculés

corrgram W, lags (25)

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial Autocor]		
1	0.8935	0.8951	63.905	0.0000	-----			-----		
2	0.7849	-0.0600	113.87	0.0000	-----					
3	0.6891	0.0084	152.9	0.0000	-----					
4	0.5956	-0.0922	182.47	0.0000	-----					
5	0.4946	-0.1184	203.13	0.0000	-----					
6	0.3759	-0.1702	215.24	0.0000	-----					
7	0.2478	-0.1174	220.58	0.0000	-----					
8	0.1344	-0.0240	222.17	0.0000	-----					
9	0.0518	0.0848	222.41	0.0000	-----					
10	-0.0074	0.0998	222.42	0.0000	-----					
11	-0.0690	0.0066	222.85	0.0000	-----					
12	-0.1179	0.0966	224.15	0.0000	-----					
13	-0.1456	0.0192	226.17	0.0000	-----					
14	-0.1703	-0.0615	228.97	0.0000	-----					
15	-0.1886	-0.0554	232.46	0.0000	-----					
16	-0.2011	-0.0815	236.49	0.0000	-----					
17	-0.1949	0.0136	240.35	0.0000	-----					
18	-0.1675	0.1122	243.24	0.0000	-----					
19	-0.1518	-0.0622	245.66	0.0000	-----					
20	-0.1450	-0.0523	247.9	0.0000	-----					
21	-0.1475	-0.1063	250.27	0.0000	-----					
22	-0.1540	-0.1743	252.89	0.0000	-----					
23	-0.1567	-0.1006	255.66	0.0000	-----					
24	-0.1540	-0.0249	258.38	0.0000	-----					
25	-0.1613	-0.0610	261.42	0.0000	-----					



III. Estimation du modèle provisoire retenu « ARIMA(1,0,0) »

Commande : arima W, noconstant arima(1,0,0)

```
(setting optimization to BHHH)
Iteration 0: log likelihood = 204.03873
Iteration 1: log likelihood = 204.04041
Iteration 2: log likelihood = 204.04057
Iteration 3: log likelihood = 204.04059
Iteration 4: log likelihood = 204.04059

ARIMA regression
Sample: 2001m12 to 2008m4
Number of obs = 77
Wald chi2(1) = 156.95
Log likelihood = 204.0406
Prob > chi2 = 0.0000
```

	W	Coef.	OPG Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
ARMA						
ar						
	L1.	.8977319	.0716587	12.53	0.000	.7572833 1.03818
/sigma		.0169175	.0009564	17.69	0.000	.0150431 .0187919

Autre commande (préférable): reg W L.W, nocons

Source	SS	df	MS	Number of obs =	76
Model	.093910459	1	.093910459	F(1, 75) =	324.87
Residual	.021680064	75	.000289068	Prob > F =	0.0000
Total	.115590524	76	.001520928	R-squared =	0.8124
				Adj R-squared =	0.8099
				Root MSE =	.017

	W	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
	L1.	.8951015	.0496609	18.02	0.000	.7961719 .9940312

IV. Validation du modèle estimé

▶ **Test d'hétéroscédasticité¹** : estat archlm

```
LM test for autoregressive conditional heteroskedasticity (ARCH)
```

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	9.972	1	0.0016

H0: no ARCH effects vs. H1: ARCH(p) disturbance

¹ Notre modèle ARIMA(1,0,0) estimé souffre d'hétéroscédasticité : prob-chi2 < 5% (c'est un problème moins tributaire/moins grave pour les séries temporelles).



► **Test de bruit blanc (Test portemanteau) :**

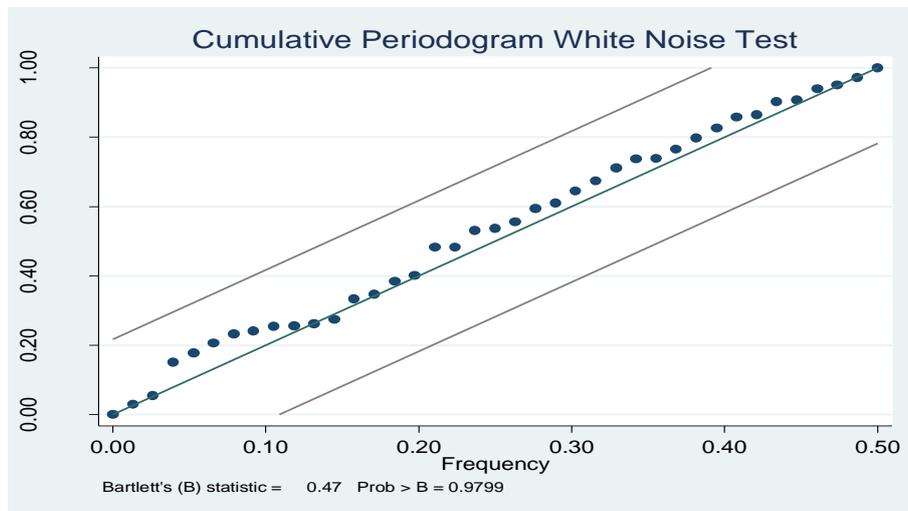
Commande (Test de *Box-Ljung*)

```
{ reg W L.W, nocons
  predict e, res
  wntestq
```

Portmanteau test for white noise	

Portmanteau (Q) statistic =	28.4631
Prob > chi2(36) =	0.8103

Autre commande (test de *Bartlett*¹) : wntestq



► **Test de linéarité**

```
{ reg W L.W, nocons
  predict WP, xb
  gen WP2=WP^2
  gen WP3=WP^3
  reg W WP2 WP3 L.W, nocons
```

Source	SS	df	MS	Number of obs = 76		
Model	.094314351	3	.031438117	F(3, 73) = 107.87		
Residual	.021276172	73	.000291454	Prob > F = 0.0000		
Total	.115590524	76	.001520928	R-squared = 0.8159		
				Adj R-squared = 0.8084		
				Root MSE = .01707		

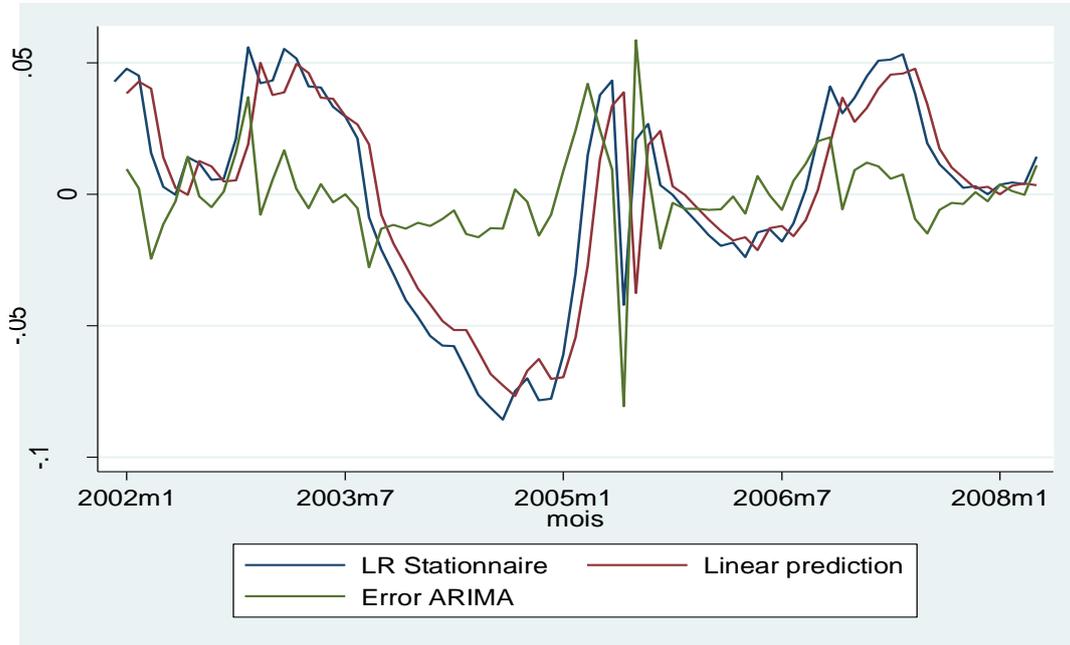
W	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
WP2	-.7995694	1.748166	-0.46	0.649	-4.283658	2.68452
WP3	17.57805	52.44961	0.34	0.738	-86.95387	122.11
W						
L1.	.8339182	.125565	6.64	0.000	.5836675	1.084169

¹ Les résidus sont des bruits blancs (accepter H0 : Cfr Test de Box-Ljung), évoluant dans les limites/intervalle de confiance (Cfr Graphique : Test de Bartlett).



► *Performance du modèle estimé*

```
{
label var e "Error ARIMA"
label var W "LR Stationnaire"
line W WP e mois, sort
}
```



► *Test de Normalité des résidus :*

Commande (Test de Jarque-Berra): `sktest e`

Skewness/Kurtosis tests for Normality				
Variable	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	adj chi2(2)	joint Prob>chi2
e	0.062	0.000	18.50	0.0001

Commande (Test de Shapiro-Wilk): `swilk e`

Shapiro-Wilk W test for normal data					
Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
e	76	0.87218	8.412	4.653	0.00000

► *Test d'absence d'autocorrélation des erreurs*

Commande (autocorrélation d'ordre 1): `estat durbinalt`

Durbin's alternative test for autocorrelation				
lags(p)	chi2	df	Prob > chi2	
1	0.242	1	0.6225	

H0: no serial correlation



_____ Commande (autocorrélation d'ordre 2): estat bgodfrey

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation			
lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	0.248	1	0.6184

H0: no serial correlation

VI. Préviation (Cfr Part 1 : Pratique sur EViews)

