



Modélisation et prévision du cours d'Amman à l'aide de la méthodologie de Box-Jenkins: la famille ARIMA
Modeling and forecasting of the Amman stock exchange index using the Box-Jenkins methodology: ARIMA model

¹*Medfouni hynda. medfouni.hynda@univ-oeb.dz

² Chelghoum karima. kchelghoum@gmail.com

¹ Laboratoire de comptabilité, finance, fiscalité et assurance Université d'Oum el Bouaghi, Algérie

² Laboratoire de comptabilité, finance, fiscalité et assurance Université d'Oum el Bouaghi, Algérie

Reçu : 18/02/2020

Accepté : 09/06/2020

Publié: 30/06/2020

Resumé

L'objectif de cet article est l'étude des séries temporelles de l'indice boursier d'Amman. Cette étude vise la construction d'un modèle de prévision à court terme (six mois). Le modèle utilise les prix de l'indice général mensuel pondéré couvrant la période de Janvier 2000 à Décembre 2015. La méthodologie de Box-Jenkins ou ce que s'appelle parfois le modèle de moyenne mobile autorégressive. Selon différentes méthodes et essais; le modèle autorégressif à moyenne mobile de trois est le meilleur ajustement du modèle aux données.

Mots clés

Bourse d'Amman ; Les modèles ARIMA ; la méthodologie de Box-Jenkins ; la Prévision ; l'indice général

Codes de Classification JEL : G15, P33, P34

Abstract

This paper investigates the time series of the Amman stock Exchange index, in order to build a model for forecasting in short run (six months). It uses general monthly weighted price index data covering the period January 2000 to December 2015. The Box-Jenkins methodology or what it is sometimes called Autoregressive moving average model. According to different methods and tests; the autoregressive moving average of degree three is the best model fitting the data.

Keywords

Amman stock exchange; ARIMA model; Box Jenkins method; Forecasting; General index.

JEL Classification Codes : G15, P33, P34

* Medfouni , hynda, email : medfouni.hynda@univ-oeb.dz

I- INTRODUCTION:

Les modèles linéaires des séries temporelles aléatoires ARIMA sont considérées parmi les méthodes quantitatives qui ont contribué à la modélisation de beaucoup de phénomènes économiques. En plus, les modèles ARIMA ont pu donner, à plusieurs notions théoriques, des fonctions mathématiques permettant la prévision de ces phénomènes.

Dans ce contexte, la question qui peut être posée est comme suit:

Selon ARIMA, quel est le meilleur modèle assurant une modélisation parfaite de l'indice mensuel général pondéré de la bourse d'Amman ?

Afin de ce sujet théoriquement et empiriquement, le travail est articulé autour de trois parties:

- Les modèles ARIMA
- La méthodologie de Box-Jenkins
- L'étude empirique.

II-THEOREME ET PRATIQUE DE L'ETUDE :**1. Les Modèles ARIMA**

Il existe deux catégories de modèles pour rendre compte d'une série temporelle. Les premiers considèrent que les données sont une fonction du temps $y=y(t)$. Cette catégorie de modèle peut être ajustée par la méthode des moindres carrés, au d'autres méthodes itératives. L'analyse des modèles par transformée de Fourier est une version sophistiquée de ce type de modèle.

Une seconde catégorie de modèle cherche à déterminer chaque valeur de la série en fonction des valeurs qui la précède $y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots)$. C'est le cas des modèles ARIMA "Auto- régressive-Integrated moving Average ". Cette catégorie de modèle a été popularisée et Formalisée par Box et Jenkins (1976). A noter que le choix de l'un ou l'autre type de modèle est surtout théorique : est-il raisonnable de penser que dans un phénomène donné, les points sont fondamentalement fonction des points précédents et de leurs erreurs, plutôt qu'un signal, périodique ou non, entaché de bruit.

Les processus autorégressifs supposent que chaque point peut être prédit par la somme pondérée d'un ensemble de points précédents, plus un terme aléatoire d'erreur.

Le processus d'intégration suppose que chaque point présente une différence constante avec le point précédent.

Les processus de moyenne mobile supposent que chaque point est fonction des erreurs entachant des points précédant, plus sa propre erreur. Un modèle ARIMA est étiqueté comme modèle ARIMA(p, d, q), dans lequel :

P est les nombre de terme autorégressifs

d est les nombre de différences

q est le nombre de moyenne mobiles¹

Processus ARIMA : lorsque l'on a une série $\{Y_t\}$ à non stationnarité stochastique, il convient de la modéliser à l'aide d'un processus ARIMA (p, d, q) ou d désigne l'ordre de différenciation (ou d'intégration).

Un processus ARIMA(p, d, q) ou "Autoregressive integrated moving average" d'ordre p, d et q pour la série $\{Y_t\}$ est un processus de la forme suivante:

$$(1 - Q_1 B - \dots - Q_p B^p) \nabla_{yt}^d = (1 - \theta_1 \beta - \dots - \theta_q \beta^q) \varepsilon_t$$

$$\text{Ou encore } (1 - Q_1 B - \dots - Q_p B^p)(1 - B)^d = (1 - \theta_1 \beta - \dots - \theta_q \beta^q) \varepsilon_t$$

ou $\varepsilon_t \sim \beta\beta(0, \sigma_\varepsilon^2)$, β est l'opérateur de retard tel que $B y_t = y_{t-1}$ et $B^p y_t = y_{t-p}$, ∇^d est l'opérateur de différence de degré d ($d \geq 0$ est un entier positif), $(Q_1 \dots Q_p)$ et $(\theta_1 \dots \theta_q)$ sont des coefficients à estimer.

La série $\{y_t\}$ est une série non stationnaire alors que la série $w_t = \nabla_y^d$ est une série stationnaire devient à estimer les coefficients du processus ARMA (p,q) pour la série (w_t) stationnaire.

Processus ARMA Wold (1954) montre que les séries stationnaire peuvent être représentées par les processus ARMA.

Soit $\{y_t\}$ une série stationnaire. Le modèle AR(p) ou autorégressif d'ordre p est défini par :

$$y_t - \phi_1 y_{t-1} - \phi_2 y_{t-2} - \dots - \phi_p y_{t-p} = \varepsilon_t$$

Ou encore

$$(1 - \phi_1 \beta - \dots - \phi_p \beta^p) y_t = \varepsilon_t \text{ ou } \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_1 \text{ sont des paramètres à estimer}$$

Un modèle MA(q) présente un corrélogramme simple défini par ses premiers termes significativement différents de zéro et un corrélogramme partiel caractérisé par une décroissance géométrique des retards.

Le modèle ARMA (p,q) est une combinaison des processus AR (p) et MA (q) :

$$y_t - \phi_1 y_{t-1} - \dots - \phi_p y_{t-p} = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Ou encore

$$(1 - \phi_1 \beta - \dots - \phi_p \beta^p) y_t = (1 - \sigma_1 \beta - \dots - \sigma_q \beta^q) \varepsilon_t$$

$$\varphi(\beta) y_t = \theta(\beta) \varepsilon_t$$

ou

$$\varepsilon_t \sim \beta\beta(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

Le modèle ARMA (p,q) présente un corrélogramme simple et partiel qui sont un mélange des deux corrélogrammes des processus AR et MA purs.²

2. La Méthodologie de Box et Jenkins

La partie autorégressive d'un processus notée AR, est constituée par une combinaison linéaire finie des valeurs passées du processus. La partie moyenne mobile, notée MA, est constituée d'une combinaison linéaire finie eut des valeurs passées d'un bruit blanc. Wold (1954) montre que les modèles ARMA permettent de représenter la plupart des processus stationnaire. L'approche de Box et Jenkins (1976) consiste en une méthodologie d'étude systématique des séries chronologiques à partir de leur caractéristiques afin de déterminer, dans la famille des modèles ARIMA, le plus adapté à représenter le phénomène étudié. Trois étapes principales sont définies.

a. Recherche de la représentation adéquate l'identification

La phase d'identification est la plus importante et la plus difficile : elle consiste à déterminer le modèle adéquat dans la famille des modèles ARIMA. Elle est fondée sur l'étude du corrélogramme simple et partiel. Nous pouvons essayer d'édicter quelques règles simples facilitant la recherche des paramètres p, d, q du modèle ARIMA.³

-Désaisonnalisation

Dans le cas d'une série affectée d'un mouvement saisonnier, il convient de la retirer préalablement à tout traitement statistique. Cette saisonnalité est ajoutée à la série prévue à la fin du traitement afin d'obtenir une prévision en terme brut.

-Recherche de la stationnarité en terme de tendance

Si l'étude du corrélogramme simple est les tests statistiques s'y rapportant (statistique 0) présagent d'une série affectée d'une tendance, il convient d'en étudier les caractéristiques selon les tests de

Dickey-Fuller, la méthode d'élimination de la tendance est fonction du processus DS ou TS sous-jacent à la chronique étudiée.

Après stationnarisation, les valeurs des paramètres p, q du modèle ARMA peuvent être identifiés.

Si le corrélogramme simple n'a pas que ses q premiers termes ($q=3$ maximum) différents de zéro et que les termes du corrélogramme partiel diminuent lentement, nous pouvons pronostiquer un MA (q).

Si le corrélogramme partiel n'a que ses p premiers ($p=3$ maximum) différents de zéro et que les termes du corrélogramme simple diminuent lentement, cela caractérise AR(p).

Si les fonctions d'autocorrélation simple et partiel ne paraissent pas tronquées, il s'agit alors d'un processus de type ARMA, dont les paramètres dépendent de la forme particulière des corrélogrammes.

b. Estimation des paramètres

Les méthodes d'estimations diffèrent selon le type de processus diagnostiqué dans le cas d'un modèle AR (p), nous pouvons appliquer une méthode des moindres carrés ou bien nous pouvons utiliser les relations existantes entre les autocorrélations et les coefficients du modèle (équation de Yull Walker).

L'estimation des paramètres d'un modèle MA (q) s'avère plus complexe Box et Jenkins suggèrent d'utiliser une procédure itérative de type balayage que supposons le processus :

$$(1 - \theta_1 D - \theta_2 D^2) y_t = (1 - \alpha D - \alpha_2 D^2) \varepsilon_t$$

Que nous pouvons écrire

$$y_t = \frac{1}{1 - \theta_1 D - \theta_2 D^2} (1 - \alpha D - \alpha_2 D^2) \varepsilon_t$$

Nous posons

$$v_t = \frac{1}{1 - \theta_1 D - \theta_2 D^2} \varepsilon_t$$

Il vient alors:

$$v_t - \theta_1 v_{t-1} - \theta_2 v_{t-2} = \varepsilon_t \quad [6]$$

Ce qui nous donne:

$$y_t = v_t - \alpha_1 v_{t-1} - \alpha_2 v_{t-2} \text{ ou } v_t = y_t + \alpha_1 v_{t-1} + \alpha_2 v_{t-2} \quad [7]$$

Nous pouvons alors initialiser la procédure de balayage en partant de deux intervalles de valeur plausibles pour $(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2)$ et d'un pas d'incrément.

Puis, pour chaque couple de valeurs $(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2)$ nous posons : $\hat{v}_0=0$ et $\hat{v}_1=0$ et nous calculons les valeurs estimées de $\hat{v}_1$ à partir de la relation [7]

$$\begin{aligned} \hat{v}_2 &= y_2 \\ \hat{v}_3 &= y_3 + \hat{\alpha}_1 \hat{v}_2 \\ \hat{v}_4 &= y_4 + \hat{\alpha}_1 \hat{v}_3 + \hat{\alpha}_2 \hat{v}_2 \text{ etc} \end{aligned}$$

Après calcul de toutes les valeurs de $\hat{v}_t$, nous estimons les paramètres θ_1 et θ_2 par la méthode des moindres carrés appliquées à l'équation [6]

$$v_t = \theta_1 v_{t-1} + \theta_2 v_{t-2} + \varepsilon_t \quad [8]$$

Nous retenons les valeurs $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2$ et $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2$ qui rendent minimum la somme des carrées des résidus issue de la régressions de l'équation [8]

Cette méthode d'estimation n'est valide que si le nombre de paramètre à estimer n'est pas trop important.

Nous pouvons mentionner des méthodes d'estimations fondées sur une maximisation de fonctions de vraisemblance recouvrant alors à des procédures itératives de régression non linéaire.⁴ (Régis Bourbonnais, 2015, P262)

c. Tests d'adéquation du modèle et prévision

Les paramètres du modèle étant estimés (en vérifiant la convergence de la procédure itérative d'estimation), nous examinons les résultats d'estimation.

Les coefficients du modèle doivent être significativement différents de zéro (le test du t de student s'applique de manière classique), si un coefficient n'est pas significativement différent de zéro, il convient d'envisager une nouvelle spécification éliminant l'ordre du modèle AR ou MA non valide.

L'analyse des résidus : si les résidus obéissent à un bruit blanc, il ne doit pas exister d'autocorrélation dans la série et les résidus doivent être homoscedastiques. Les tests suivants peuvent être utilisés ;

Le test de Durbin Watson, bien qu'il ne permette de détecter que des autocorrélation d'ordre (1) (Régis Bourbonnais, 2015, P 263)

Les tests de Box et Pierce et de Ljung et Box qui permettent de tester l'ensemble des termes de la fonction d'autocorrélation. si le résidu est à mémoire, cela signifie que la spécification du modèle est incomplète et qu'il convient d'ajouter au moins un ordre au processus.

Le test ARCH d'hétéroscédasticité effectué à partir de la fonction d'autocorrélation du résidu au carré.

La phase de validation du modèle est très importante et nécessite le plus souvent un retour à la phase d'identification.

Lorsque le modèle est validé, la prévision peut alors être calculée à un horizon de quelques périodes, limitées car la variance de l'erreur de prévision croît très vite avec l'horizon. (Régis Bourbonnais, 2015, P 260)

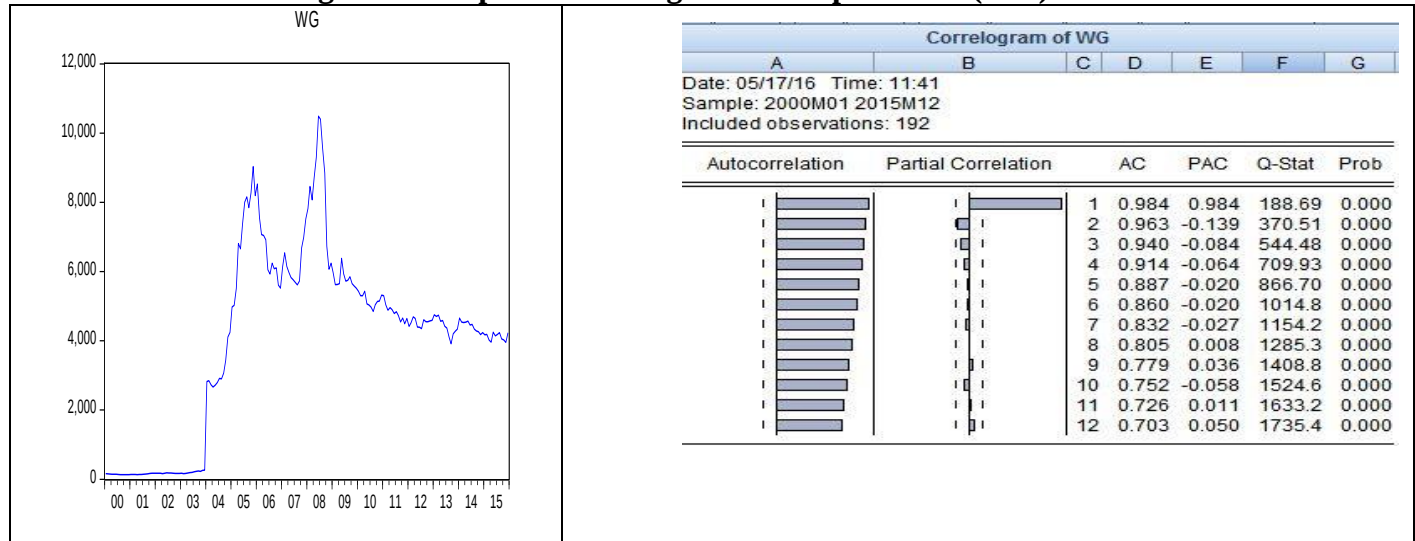
Nous pouvons résumer les différentes étapes de la méthodologie de Box Jenkins à partir du schéma de l'annexe 1.

III-RESULTATS D'APPLICATION DE LA METHODOLOGIE (ANALYSE ET DISCUSSION)

Soit un processus (WG) weighed general index of Amman stock exchange.

1. Analyse du graphique et corrélogramme

Figure1 : Graphe et corrélogramme du processus (WG)



Source: Sortie d'Eviews9

L'examen du graphique 1 montre clairement que le processus est non stationnaire. A partir de l'étude du corrélogramme, le modèle obtenu est autorégressif d'ordre un de type AR(1).

2. Test de racine unitaire (selon l'annexe 2)

Stratégie simplifiée de test de Dickey-Fuller Augmented (ADF)

-Estimation du modèle [3]

Figure2 : Test b=0

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on WG				
A	B	C	D	E
Null Hypothesis: WG has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-1.359065	0.8697
Test critical values:				
1% level			-4.007084	
5% level			-3.433651	
10% level			-3.140697	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(WG)				
Method: Least Squares				
Date: 05/17/16 Time: 11:43				
Sample (adjusted): 2000M03 2015M12				
Included observations: 190 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
WG(-1)	-0.016619	0.012228	-1.359065	0.1758
D(WG(-1))	0.202245	0.072061	2.806581	0.0055
C	94.15375	59.45443	1.583629	0.1150
@TREND("2000M01")	-0.088765	0.589792	-0.150501	0.8805
R-squared	0.054371	Mean dependent var		21.42637
Adjusted R-squared	0.039119	S.D. dependent var		385.9825
S.E. of regression	378.3575	Akaike info criterion		14.73038
Sum squared resid	26626715	Schwarz criterion		14.79874
Log likelihood	-1395.386	Hannan-Quinn criter.		14.75807
F-statistic	3.564854	Durbin-Watson stat		2.039247
Prob(F-statistic)	0.015270			

Source : Sorties d'Eviews9.

Comme $\text{Prob}^* = 0,8697 > 0.05$ (valeur lue au seuil 5%), l'hypothèse H_0 de racine unitaire est acceptée, donc l'acceptation du test $b=0$ et ce qui exige de passer à l'estimation du modèle [2].

-Estimation du modèle [2]

Figure3: Test $c=0$

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on WG				
A	B	C	D	E
Null Hypothesis: WG has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-1.690880	0.4343
Test critical values:			-3.464827	
1% level			-2.876595	
5% level			-2.574874	
10% level				
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(WG)				
Method: Least Squares				
Date: 05/17/16 Time: 11:44				
Sample (adjusted): 2000M03 2015M12				
Included observations: 190 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
WG(-1)	-0.017581	0.010397	-1.690880	0.0925
D(WG(-1))	0.203684	0.071237	2.859250	0.0047
C	89.50666	50.67467	1.766300	0.0790
R-squared	0.054256	Mean dependent var		21.42637
Adjusted R-squared	0.044141	S.D. dependent var		385.9825
S.E. of regression	377.3674	Akaike info criterion		14.71998
Sum squared resid	26629958	Schwarz criterion		14.77125
Log likelihood	-1395.398	Hannan-Quinn criter.		14.74075
F-statistic	5.363991	Durbin-Watson stat		2.040246
Prob(F-statistic)	0.005430			

Source : Sortie d'Eviews9

La probabilité lue à 5% est de 0.4343 alors l'hypothèse H_0 et le test $c=0$ sont acceptés. Dans ce cas, l'estimation du modèle [1] est nécessaire selon la stratégie simplifiée des tests de racine unitaire.

-Estimation du modèle [1]

Il s'agit d'un processus DS sans dérive ($wg_t = wg_{t-1} + \varepsilon_t$) car le test $\phi_1 = 1$ est vérifié. En se référant au tableau ci-dessous, on peut lire $\text{prob}^* = 0,5473 > 0.05$

Figure 4 : Test $\phi_1 = 1$

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on WG				
A	B	C	D	E
Null Hypothesis: WG has a unit root				
Exogenous: None				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-0.377483	0.5473
Test critical values:			1% level	-2.577190
			5% level	-1.942508
			10% level	-1.615589
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(WG)				
Method: Least Squares				
Date: 05/17/16 Time: 11:44				
Sample (adjusted): 2000M03 2015M12				
Included observations: 190 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
WG(-1)	-0.002135	0.005656	-0.377483	0.7062
D(WG(-1))	0.203728	0.071637	2.843879	0.0050
R-squared	0.038478	Mean dependent var		21.42637
Adjusted R-squared	0.033363	S.D. dependent var		385.9825
S.E. of regression	379.4890	Akaike info criterion		14.72600
Sum squared resid	27074238	Schwarz criterion		14.76018
Log likelihood	-1396.970	Hannan-Quinn criter.		14.73984
Durbin-Watson stat	2.037409			

Source : sorties d'Eviews9.

3. Analyse des fonctions d'autocorrélation simple et partielle sur la série stationnaire

Pour pouvoir analyser des fonctions d'autocorrélation, il faut que le processus soit stationnaire. Alors Afin de stationnariser DS, il faut passer aux différences premières.

Figure5 : Corrélogramme de la série DWG

Correlogram of DWG						
Date: 05/18/18 Time: 00:25						
Sample: 2000M05 2016M06						
Included observations: 188						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.199	0.199	7.5797	0.006
		2	0.132	0.097	10.944	0.004
		3	0.104	0.064	13.031	0.005
		4	0.037	-0.006	13.294	0.010
		5	0.024	0.002	13.409	0.020
		6	0.027	0.014	13.553	0.035
		7	-0.028	-0.041	13.710	0.057
		8	-0.080	-0.077	14.965	0.060
		9	0.044	0.079	15.343	0.082
		10	-0.044	-0.047	15.731	0.108
		11	-0.110	-0.101	18.164	0.078
		12	-0.026	0.013	18.297	0.107

Source : sortie d'Eviews

La statistique Q a une probabilité critique de 0.107 (pour K=12) largement supérieure à 0,05 ; nous acceptons l'hypothèse H_0 de nulté des coefficients du corrélogramme.

Le corrélogramme de la série (wg), filtrée par les différences premières, est caractérisé d'un bruit blanc. La série (wg) est donc bien un processus DS sans dérive.

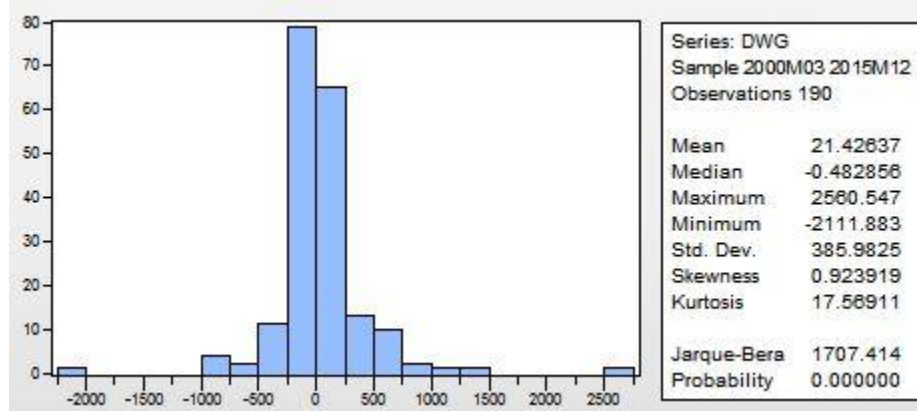
S'agit-il d'un bruit blanc gaussien?

L'histogramme de la distribution et les valeurs empiriques des skewness, kurtosis et de la statistique de Jarque-Bera sont donnés par :

Probabilité = $0,000 < 0,05$, nous rejetons de l'hypothèse de normalité en ce qui concerne la symétrie et l'aplatissement de la distribution, ce qui est confirmé par la statistique de Jarque-Bera JB=1707,414.

Le processus (wg) en différences est donc un bruit blanc non gaussien.

Figure 6 : Histogramme de la série DWG



Source : sortie d'Eviews

4. Recherche des ordres p et q de la représentation ARMA

Compte tenu de la forme des corrélogrammes simple et partiel, nous sélectionnons un modèle ARIMA (3, 1,3) des valeurs des critères d'information (AIC ou SC) supérieures au modèle retenu.

Figure 7 : sélection du modèle

Dependent Variable: DWG
 Method: ARMA Conditional Least Squares (Marquardt - EViews legacy)
 Date: 10/05/16 Time: 13:11
 Sample (adjusted): 2000M06 2015M12
 Included observations: 187 after adjustments
 Convergence achieved after 10 iterations
 MA Backcast: 2000M03 2000M05

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	0.811724	0.238632	3.401570	0.0008
MA(3)	-0.742774	0.273248	-2.718316	0.0072

Source : Sortie d'Eviews 9.

5. Validation de la représentation

-Tests de student sur les coefficients

Les probabilités critiques inférieures à 0,05 donc les coefficients sont tous significativement différents de 0.

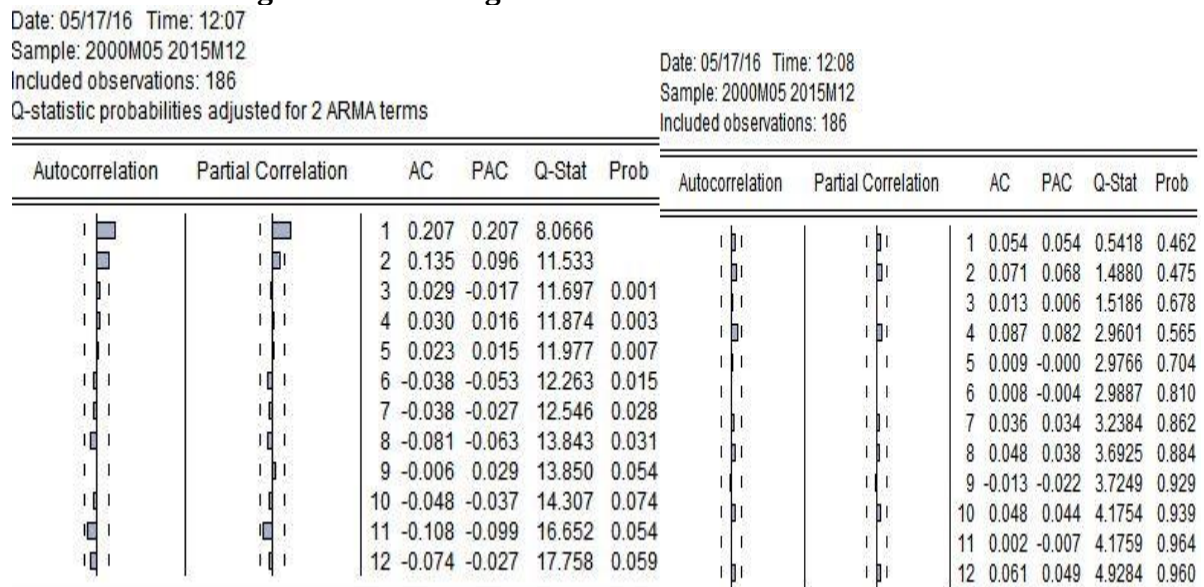
-Analyse des résidus

Le corrélogramme du résidu au carré n'indique aucun terme significativement différent de 0 ; l'homoscédasticité des résidus et donc vérifiée.

Le corrélogramme du résidu indique qu'il existe des termes significants donc il existe l'autocorrélation des erreurs.

Donc les résidus ne sont pas un processus de bruit blanc

Figure 8 : le corrélogramme du résidu et résidu au carré



Source : sortie d'EvIEWS 9.

-Validation d'estimation

$$AR: \sqrt{0,93^2} = 0,93, \frac{1}{0,93} = 1,075 > 1 \text{ validé}$$

$$\sqrt{0,47^2 + 0,81^2} = 0,93, \frac{1}{0,93} = 1,07 > 1 \text{ Validé}$$

$$MA = \frac{1}{0,91} = 1,09 > 1, \sqrt{0,45^2 + 0,78^2} = 0,9, \frac{1}{0,9} = 1,11 > 1 \text{ Validé.}$$

6. Prévision

La prévision est donnée par :

$$ARMA(3.3) = \theta_3 y_{t-3} - \alpha_3 \varepsilon_{t-3} + \varepsilon_t$$

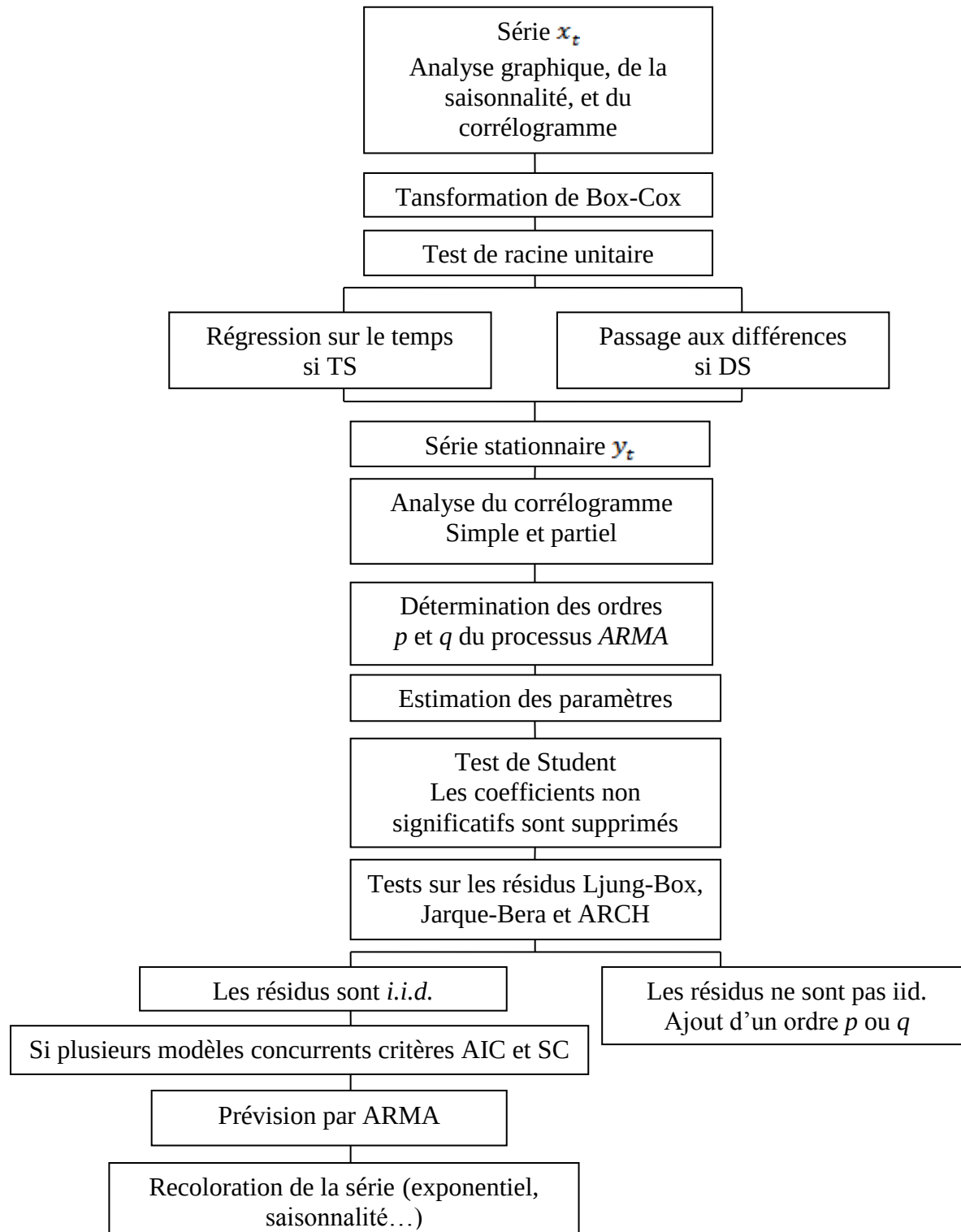
Tableau 1 : Calcul et prévision au processus ARIMA (3,1,3)

T	wg_t	Δwg_t	$\varepsilon_t = \text{Residus}$
1/2016	3955,85431	3,42007187	- 85,6514108
2/2016	4229,16595	- 0,73255394	304,206869
3/2016	3958,63047	2,77615442	0
4/2016	4228,57132	- 0,59463162	0
5/2016	3960,88394	2,25347117	0
6/2016	4228,08864	- 0,48267675	0

Source : Sorties d'Eviews9 et Excel

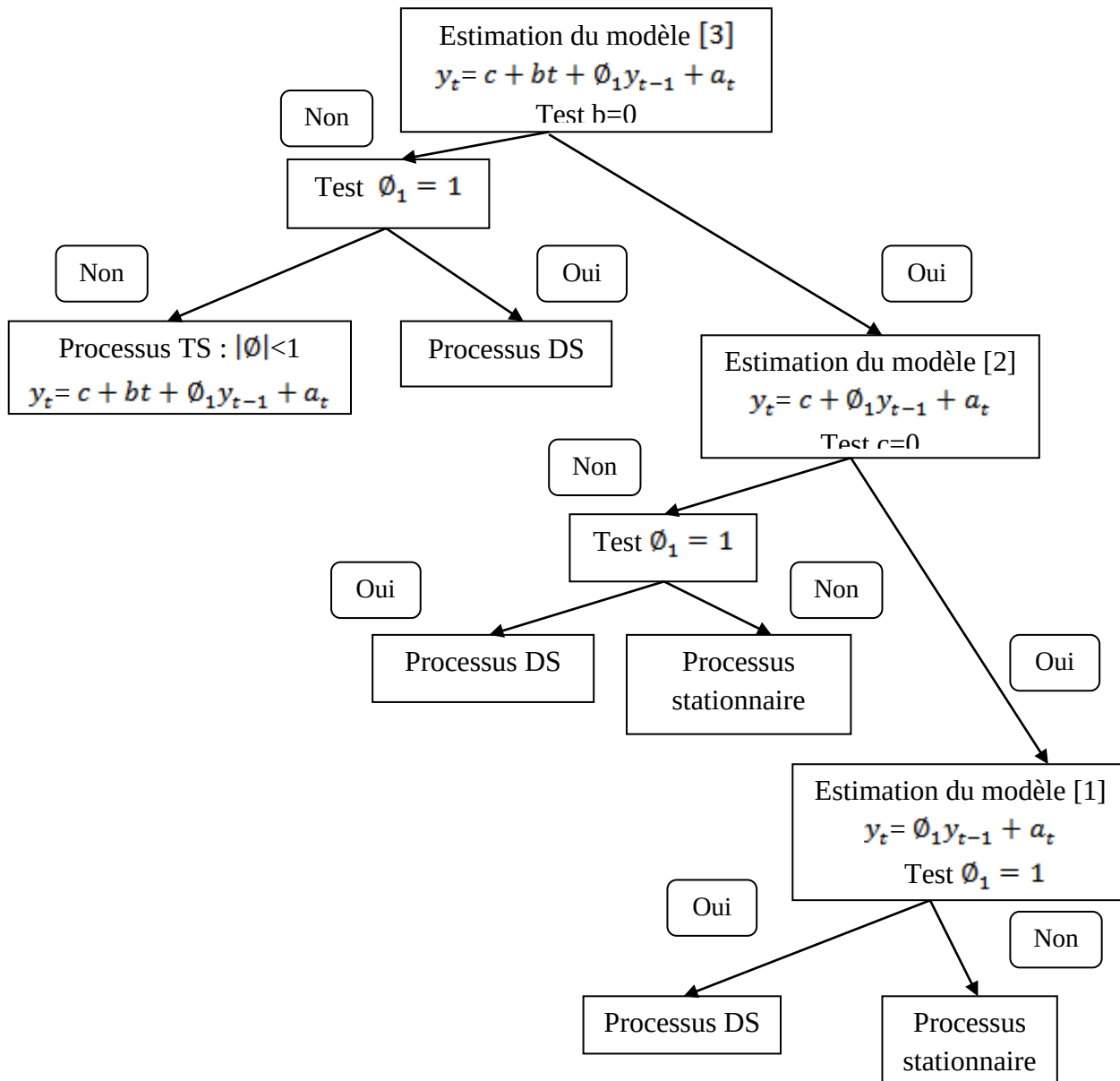
IV. CONCLUSION

Cette étude économétrique est dont l'objectif de modéliser les prix mensuels de l'indice général de la bourse d'Amman, nous a permis de conclure que le meilleur modèle, qui a donné une représentation typique de la série temporelle des prix de l'indice boursier d'Amman, est celui de ARIMA (3,1,3). A partir de l'étude de plusieurs formes mathématiques, le modèle est obtenu selon deux critères Akaike et Schwarz.

V-ANNEXES**Annexe 1 : Algorithme de traitement d'une chronique selon la méthodologie de Box-Jenkins**

Source: Régis Bourbonnais, **Econométrie : cours et exercices corrigés**, 9édition, Dunod, Paris, 2015,P264.

Annexe 2 : Stratégie simplifiée des tests de racine unitaire



Source : Régis Bourbonnais, **Econométrie : cours et exercices corrigés**, 9édition, Dunod, Paris, 2015, P234

VI -REFERENCES

-
- ¹. Didier de Lignières, **Séries temporelles modèles ARIMA** , Séminaire EA spot –Performance-Santé :Mars 2000,P01.
 - ². Hélène Hamisultane, **Économétrie des séries temporelles**, France,2002,P10.
 - ³. Régis Bourbonnais, **Econométrie : cours et exercices corrigés**, 9édition, Dunod, Paris, 2015,P 260.
 - ⁴ . Régis Bourbonnais et Michel Terraza, **Analyse des series temporelles Application à l'économie et à la gestion manuel et exercices corrigés**, 3 édition, Dunod, Paris, 2010,P264.