Prévision des abonnements au service prépayé en utilisant les séries chronologiques

Forecasting Subscriptions service prepaid by using chronological series

SAYAH Fatima[1], KHERBOUCHE Mustapha[2], ZEROUATI Maouahib[3]

سايح فاطمة[1]، خربوش مصطفى[2]، زرواتي مواهب[3]

[1] Centre Universitaire Rlizane (Algérie), sfatima142009@gmail.com

[2] Université de Tlemcen (Algérie),

[3] Université de Biskra (Algérie),

Réception: 12/04/2019 *Acceptation: 25/04/2019* *Publication: 30/04/2019*

Résumé :

Cette étude a pour objective d'utiliser des séries chronologiques pour la prévision des abonnements de service prépayé à Mobilis, et sélectionner le meilleur modèle des séries chronologiques (Holt-winters et Box-Jenkins) en les comparant à l'aide d'une variété des tests. La recherche a révélé que le modèle Box-Jenkins a réalisé des résultats plus proche de la réalité que celle du modèle Holt-winters, ainsi que la série chronologiques des abonnements pour le service prépayé Mobilis est non-stationnaire, et pour le rendre stationnaire on applique la méthode des différences premières. Le meilleur modèle parmi les modèles qui ont été développés dans cette étude pour prévoir le nombre d'abonnements est un modèle ARIMA (2.1.0).

Mots-clés: Prévision; l'analyse des séries chronologiques; le modèle de (Holt-winters et Box-Jenkins) ; la stabilité et ARIMA.

JEL Classification Codes: C22, C53,

Abstract:

This study is designed to use time-series forecasting Subscriptions service prepaid in Mobilis and select the best model of the time series (Holt-winters and Box-Jenkins) by comparing them using a variety of tests.

The research found that the model (box-Jenkins) has achieved the highest forecast accuracy by comparing the model (holt-winters), and the time series of subscriptions for the service prepaid in Mobilis is non-stationary, and to make it stationary the first differences are applied. The

best model among the models that have been developed in this study for forecasting the number of subscriptions is an ARIMA model (2.1.0).
Keywords: Forecast; times series analysis; the model of (Holt-winters and Box-Jenkins); Stationary and ARIMA.
JEL Classification Codes: C22, C53,

Corresponding author: *SAYAH Fatima*, ***e-mail:*** sfatima142009@gmail.com.

Introduction :

De tout temps, la prévision a toujours été la préoccupation majeure des gens puisqu'elle permet d'anticiper certains faits et évènements. Elle prévoit parfois des mauvaises surprises, et elle permet d'avoir une interprétation claire de ses actions futures pour aider à la prise de décision. Les entreprises utilisent généralement la prévision pour avoir des informations concernant leur avenir, réviser leurs stratégies et établir des plans convenables pour réaliser leurs buts souhaités. (Christian Ax et al, 2008).

Pour que l'entreprise arrive à atteindre ses divers objectifs, il faut qu'elle utilise des nouvelles méthodes et outils et parmi ces dernières nous citons les séries chronologiques étant les plus utilisées, les plus répandues voire les plus populaires.

L'analyse statistique d'une série chronologique a connu un grand développement et des efforts déployés considérables au cours des dernières années, la plupart des différentes institutions, en particulier dans le secteur des télécommunications travaillent sur la qualification des travailleurs pour connaître le nombre de clients ou abonnés qui seront les futurs clients dans l'avenir.

La prévision des abonnements en utilisant les séries chronologiques est à la fois nécessaire et difficile. Elle est nécessaire car elle constitue le point de départ d'un grand nombre d'outils de gestion de l'entreprise, et elle est difficile car il existe de nombreux modèles et par conséquence on n'arrive pas à choisir un modèle approprié pour la prévision, c'est pour cela les entreprises se trouvent dans une situation difficile. De ce fait, avec la multiplicité et la diversité des méthodes la problématique principale de cette recherche peut s'articuler autour de la question suivante :

Quel est le modèle le plus adéquat pour la prévision des abonnements ?

Nombreuses sont les études qui ont abordé la question de l'utilisation de prévision des séries temporelles : les études arabes et étrangères, parmi ses études nous trouvons :

- Etude de Rajeswari P.S et Dr. Ravilochanan P. (2013) " analyse de prévision en utilisant des séries chronologiques de services mobiles prépayés indiens ".
- Etude de Vanessa Frias-Martinez et Cristina Soguero-Ruiz et Malvina Josephidou (2013)"Forecasting Socioeconomic Trends With Cell Phone Records"**.**

I. Matériels et méthodes :

Après avoir reçu les données d'études de la part de l'agence de mobilis de Saida, nous avons analysé les données avec l'utilisation de deux modèles (Holt-Winters et Box-Jenkins) afin de prévoir les abonnements au service prépaye.

I. 1 Le modèle de Holt-Winters :

Le lissage de Holt-Winters présente l'avantage d'intégrer une composante saisonnière et donc de réaliser le calcul de la prévision en un seul traitement (Série chronologique):(3)

$$Y_t = (a_t + b_t).S_t + \varepsilon_t$$

Trois lissages distincts sont effectués :

-Le lissage de la moyenne a avec un coefficient de lissage $\propto_1$ avec $\propto_1 \in [0;1]$;

- Le lissage de la tendance b avec un coefficient de lissage $\propto_2$ avec $\propto_2 \in [0;1]$;

-le lissage de saisonnalité S avec un coefficient de lissage $\propto_3$ avec $\propto_3 \in [0;1]$;

Formulation :

-Le lissage de la moyenne a: $a_t = \propto_1 (Y_t/S_{t-p}) + (1 - \propto_1)(a_{t-1}b_{t-1})$

- Le lissage de la tendance b: $b_t = \propto_2 (a_t - a_{t-1}) + (1 - \propto_2)b_{t-1}$

-le lissage de saisonnalité S: $S_t = \propto_3 (y_t/a_t) + (1 - \propto_3)S_{t-p}$

Prévision :

$$1 \leq K \leq p \text{ si} y_{t+k} = (a_t + Kb_t).S_{t-p+k}$$

$$p + 1 \leq K \leq 2p \text{ si} y_{t+k} = (a_t + Kb_t).S_{t-2p+k}$$

p : périodicité des données

I. 2 Le modèle de Box-Jenkins : (5)

Box-Jenkins ont développé une véritable méthodologie de recherche systématique d'un modèle adéquat en fonction de l'étude de correlogrammes empirique, ils se réfèrent à deux types de modèle : des processus moyennes mobiles des modèles autorégressifs, ou à une combinaison des deux.

I. 2.1 Les modèles AR :

La partie autorégressive d'un processus, notée AR est constituée par une combinaison linéaire finis des valeurs passées du processus. le processusAR(p) est donc défini à partir de la formule générale : (2)

$$y_t = \emptyset_1 y_{t-1} + \cdots + \emptyset_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$(1 - \emptyset_1 D - \cdots . - \emptyset_p D^p) y_t = \emptyset(D) y_t = \varepsilon_t$$

I. 2.2 Les modèles MA :

La partie moyenne mobile, notée MA est constituée par une combinaison linéaire finis en t des valeurs passées d'un bruit blanc, le processus MA(q) est donc défini à partir de la formule générale: (1)

$$y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \dots \dots \theta_q \varepsilon_{t-p}$$

$$y_t = (1 - \theta D - \cdots \theta_q D^q). \varepsilon_t$$

$$y_t = \theta(D). \varepsilon_t$$

I. 2.3 Les modèles ARMA :

Les processus ARMA sont mélanges de processus AR et MA, ils sont donc définis par le modèle suivant : (2)

$$y_t = \emptyset_1 y_{t-1} + \emptyset_2 y_{t-2} + \cdots + \emptyset_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

$$(1 - \emptyset_1 D - \emptyset_2 D^2 - \cdots - \emptyset_p D^p) y_t = (1 + \theta_1 D + \cdots + \theta_q D^q) \varepsilon_t$$

$$\emptyset(D) y_t = \theta(D) \varepsilon_t$$

La méthode B-J est utile pour répondre aux questions du modèle adéquat. Quatre étapes caractérisent la méthode comme la montre la Figure. 1.

II. Les caractéristiques de la méthode de Box-Jenkins

II. 1-Identification: Ceci signifie de trouver les valeurs appropriées de p, d, q. les valeur sont déterminées à partir du correlogramme et le correlogramme partiel.

II. 2-Estimation: Les méthodes d'estimation diffèrent selon le type de processus diagnostiqué. Dans le cas d'un modèle *AR(p)*, nous appliquons la méthode des moindres carrés, et dans le cas d'un modèle MA(q), nous pouvons utiliser une procédure itérative de type balayage.

II. 3-Vérification du diagnostic: (4)nous examinons les résultats estimation:

-les coefficients du modèle doivent être significativement différents de 0

-l'analyse des résidus: si les résidus obéissent à un bruit blanc il ne doit pas exister d'autocorrelation dans la série.

II. 4-prévision: (7) la dernière étape de la méthodologie B-J est celle de la prévision.

$$\hat{y}_{t+h} = \emptyset_1 \hat{y}_{t+h-1} \ \forall h > 1$$

Interval de la prevision: (6)

$$IP_{95\%}(Y_{t+h} = \hat{Y}_{t+h} \pm 1.96\sigma_\varepsilon \sqrt{\sum_{j=0}^{h-1} C_j^2}$$

$$\hat{\varepsilon}_{t+h} \begin{Bmatrix} 0 \text{ if} h > 0 \\ \varepsilon_{t+h} if h \leq 0 \end{Bmatrix}$$

III. Résultats et discussion :

La première étape de la présentation des résultats est l'analyse graphique d'une chronique pour mettre en évidence les composants de la série chronologique comme le montre la figure 2.

La représentation graphique indique qu'il y a une croissance lente de ces termes et spécifique, et une saisonnalité révélé à partir du mois de mai qui a connu la plus faible du nombre d'abonné. Le graphe indique que le model est multiplicatif.

Alors nous utilisons des modèles qui prend en considération la tendance et la saisonnalité. Parmi ces modèles nous proposons le model de Box-Jenkins et Holt-Winters.

III. 1 Prévision des abonnements en utilisant Le modèle de Holt-Winter:

La première étape pour mesurer la prévision en utilisant le modèle de H-W est de déterminer les trois coefficients (α, β, γ) qui rendent minimum la somme des carrés écarts, comme l'indique le tableau N°1.

Après l'estimation des paramètres de Holt-Winters, nous pouvons prévoir les abonnements à partir du logiciel Eviews. Le tableau N° 2 indique les prévisions de trois premiers mois de l'année 2012.

III. 2 Prévision des abonnements en utilisant Le modèle de Box-Jenkins:

La première étape de la prévision s'appuie sur le modèle de Box-Jenkins étant la présentation du correlogramme des abonnements au service prépayé à Mobilis pour voir si la série est stationnaire ou non.

On constate, d'après la fig.3 qu'il y a des pics de la fonction d'autocorrélation, en d'autres termes, il y a ce qu'on appelle l'intervalle de confiance. Alors ce résultat laisse présager que la série des abonnements est non stationnaire, c'est-à-dire instable.

Les résultats du test Phillips-perron, selon le Tab.3, révèlent que l'hypothèse H0 de racine unitaire est acceptée. Il s'agit donc d'un processus DS. Nous le rendons stable par le passage aux différences premières.2

La Figure. 4: indique que la série chronologique est devenue stationnaire, il existe donc une représentation dans la classe des processus ARIMA.

Compte tenu de la forme des correlogrammes simple et partiel nous sélectionnons trois modèle : ARIMA (2.1.1) ARIMA (2.1.0) ARIMA (0.1.1). Après l'estimation de ces modèles, nous retenons le modèle ARIMA (2.1.0).

Le Tableau. 4: indique que les coefficients sont significativement différents de 0 (probabilités critiques inférieurs à 0.05).
Selon la figure 5 correlogramme du résidu n'indique aucun terme de signification différent de 0 ; les résidus sont donc un bruit blanc.

Les résidus sont-ils gaussiens ? La statique de Jarque-Bera (JB=2.96) indique une probabilité critique de 0.227, nous acceptons l'hypothèse de normalité des résidus, d'après la figure 6.

La représentation est validée, la série chronologique peut être décrite à partir d'un processus ARIMA (2.1.0).
Prévision : après la validation du modèle, on peut prévoir les abonnements à partir de la forme suivante :

$$\mathrm{ABONECVS} = -0.43\mathrm{ABONECVS}_{t-1} - 0.45\mathrm{ABONECVS}_{t-2} + \varepsilon_t$$

D'après le tableau 5, la prévisiondes abonnements de Mobilis en utilisant le modèle de B-J est respectivement 974, 853 et 84 pour les mois respectivement Janvier, Février et Mars.

La recherche a révélé que le modèle Box-Jenkins a réalisé des résultats plus proches de la réalité en comparaison avec le modèle Holt-winters, ainsi que la série chronologique des abonnements pour le service prépayé de Mobilis est non-stationnaire, et pour le rendre stationnaire on applique la méthode des différences premières.

Le meilleur modèle parmi les modèles qui ont été développés dans cette étude pour prévoir le nombre d'abonnements est le modèle ARIMA (2.1.0).

Conclusion :

Cette recherche, réalisée auprès d'un échantillon des abonnés au service prépayé de la société Mobilis, et en se basant sur les séries chronologiques, montre que le modèle ARIMA (2.1.0) est considéré comme le meilleur modèle de prévision des abonnés dans cette entreprise par rapport aux divers modèles qui ont été développés dans cette recherche. Le modèle ARIMA (2.1.0) est très convenable pour la prévision des abonnés de service prépayé pour l'entreprise Mobilis.

Références :

1- Christian Ax, Henrik Aronsson, Rickard Jonsson, sales forcasting management: Attitudes towards sales forecasting management in a swidish retail firm, A Bachelor's Thesis in management, school of Business, Economics and Law, university of Gothenburg, spring, 2008, p. 12.

2- George Bressonet Alain Pirotte, "**économétrie des séries temporellesthéorie et application**", presse universitaire, France, 1995, p. 33.

3- George EP Box et G.Wilym M .jenkins, "**Time and series analyses forcasting and control**", revised edition, California, 1976.

4- Jelatou Jilali, "**statistique appliqué**", 2eme édition elkhaldounia, Alger, 2009.

5- Regis Bourbonnais, "**économétrie**", 8eme édition Dunod , Paris, 2011, p. 260.

6- Regis Bourbonnais et Jean claude Usunier "**prévision des ventes**", 3eme édition économie, Paris, 2001, p. 79.

7- Sami Khedhiri, "**cours d'économétrie méthodes et applications**," la voisier, Paris, 2007, p. 291.

8- Valérie mignon, "**économétrie théorie et application**", économica, Paris, 2008, p. 153.

Appendices

Tab.1 : Estimation des paramètres de Holt-Winters

Included observations: 48
Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal
Original Series: ABONNET
Forecast Series: ABONNESM

Parameters:	Alpha		0.3700
	Beta		0.0000
	Gamma		0.0000
Sum of Squared Residuals			855415.7
Root Mean Squared Error			133.4959

End of Period Levels:	Mean		744.5623
	Trend		6.988426
	Seasonals:	2012M01	1.131777
		2012M02	0.783424
		2012M03	1.067063
		2012M04	1.026762
		2012M05	1.000201
		2012M06	0.721098
		2012M07	0.904367
		2012M08	0.802703
		2012M09	0.801387
		2012M10	1.057518
		2012M11	1.312984
		2012M12	1.390715

Source: conçu par les auteurs

Tab. 2: Prévision des abonnements en utilisant Le modèle de B-J

Prevision	Mois
851	janvier
594	Février
817	Mars

Source: conçu par les auteurs

Tab. 3: Les résultats du test Phillips-perron

Null Hypothesis: ABONNETSA has a unit root
Exogenous: None
Bandwidth: 9 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

		Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic		0.102456	0.7104
Test critical values:	1% level	-2.615093	
	5% level	-1.947975	
	10% level	-1.612408	

Phillips-Perron Test Equation
Dependent Variable: D(ABONNETSA)
Method: Least Squares
Date: 12/02/13 Time: 09:12
Sample (adjusted): 2009M02 2012M12
Included observations: 47 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ABONNETSA(-1)	-0.019828	0.039119	-0.506867	0.6147

R-squared	0.002398	Mean dependent var	8.023807
Adjusted R-squared	0.002398	S.D. dependent var	143.9789
S.E. of regression	143.8061	Akaike info criterion	12.79586
Sum squared resid	951289.6	Schwarz criterion	12.83522
Log likelihood	-299.7026	Hannan-Quinn criter.	12.81067
Durbin-Watson stat	2.520539		

Tab. 4: Estimation du modèle ARIMA (2.1.0)

Dependent Variable: D(ABONNETSA)
Method: Least Squares
Date: 12/02/13 Time: 09:55
Sample (adjusted): 2009M04 2012M12
Included observations: 45 after adjustments
Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.437072	0.141501	-3.088820	0.0035
AR(2)	-0.454355	0.162808	-2.790743	0.0078

R-squared	0.243898	Mean dependent var	9.001648
Adjusted R-squared	0.226314	S.D. dependent var	146.2117
S.E. of regression	128.6069	Akaike info criterion	12.59483
Sum squared resid	711209.1	Schwarz criterion	12.67512
Log likelihood	-281.3836	Hannan-Quinn criter.	12.62476
Durbin-Watson stat	2.105772		
Inverted AR Roots	-.22-.64i	-.22+.64i	

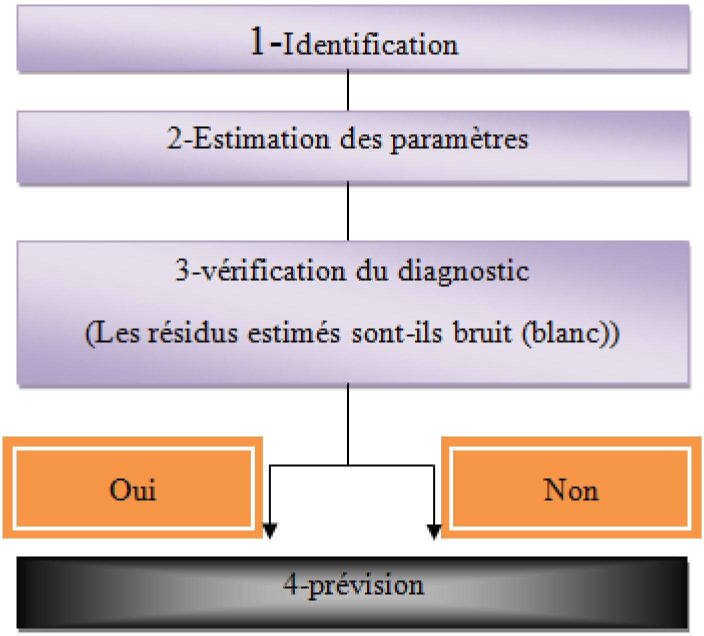
Source: conçu par les auteurs

Tab. 5: Prévision des abonnements en utilisant Le modèle de B-J

Prevision	CS	$ABONECVS_t$	Mois
974	1.167	834.87	Janvier
538	0.805	667.91	Février
84	1.119	700.66	Mars

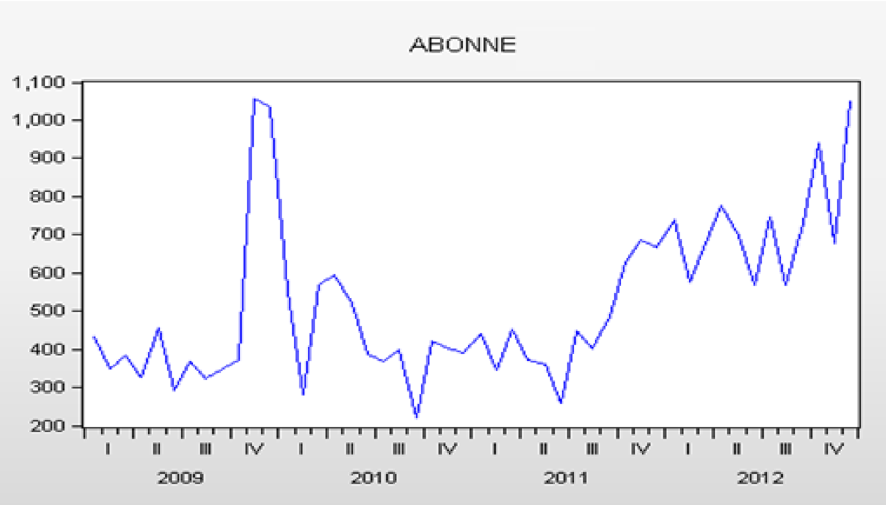
Source: conçu par les auteurs

Fig. 1: La méthode de Box-Jenkins



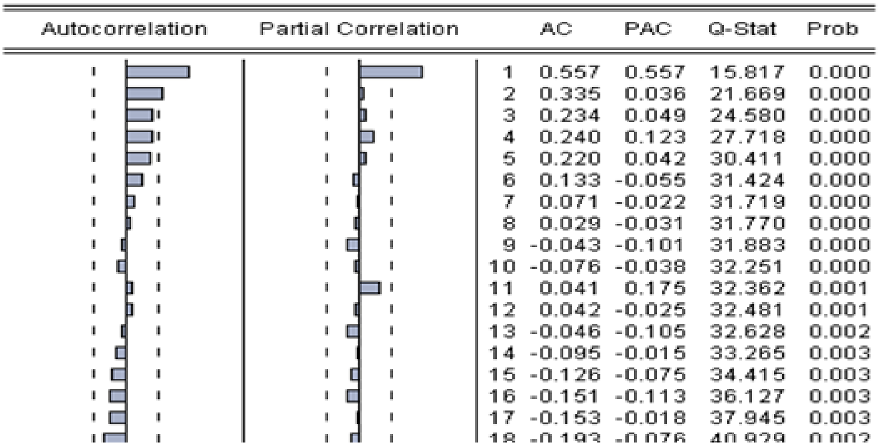
Source: (Damodar N Gujatiti 2004 p. 831)

Fig. 2: représentation graphique des abonnements au service prépayé



Source: conçu par les auteurs

Fig. 3: Le correlogramme des abonnements au service prépayé à Mobilis

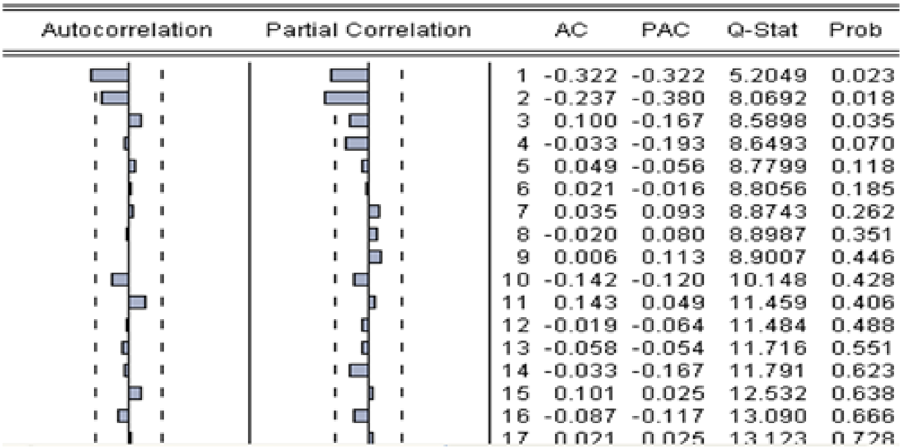


Date: 12/02/13 Time: 09:10
Sample: 2009M01 2012M12
Included observations: 48

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.557	0.557	15.817	0.000
		2	0.335	0.036	21.669	0.000
		3	0.234	0.049	24.580	0.000
		4	0.240	0.123	27.718	0.000
		5	0.220	0.042	30.411	0.000
		6	0.133	-0.055	31.424	0.000
		7	0.071	-0.022	31.719	0.000
		8	0.029	-0.031	31.770	0.000
		9	-0.043	-0.101	31.883	0.000
		10	-0.076	-0.038	32.251	0.000
		11	0.041	0.175	32.362	0.001
		12	0.042	-0.025	32.481	0.001
		13	-0.046	-0.105	32.628	0.002
		14	-0.095	-0.015	33.265	0.003
		15	-0.126	-0.075	34.415	0.003
		16	-0.151	-0.113	36.127	0.003
		17	-0.153	-0.018	37.945	0.003
		18	-0.193	-0.076	40.929	0.002

Source: conçu par les auteurs

Fig. 4 : Le correlogramme des différences premières des abonnements

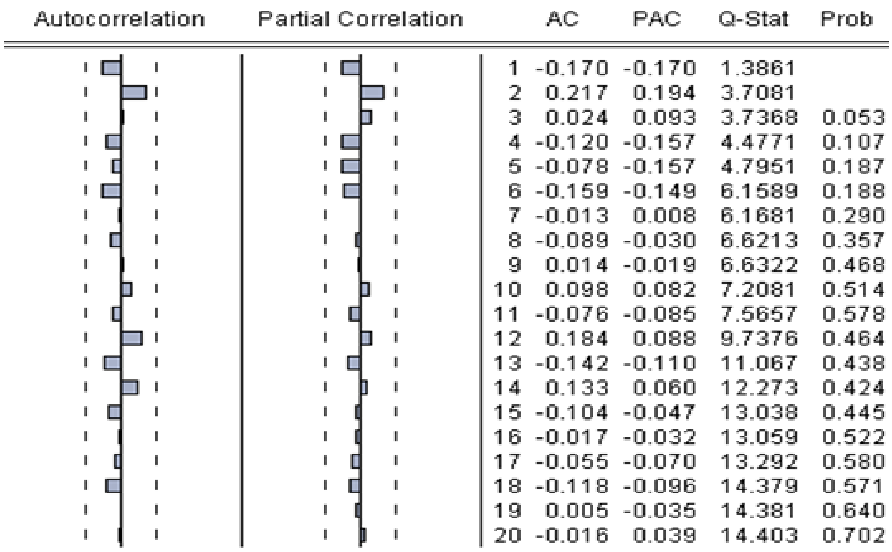


Date: 12/02/13 Time: 09:13
Sample: 2009M02 2012M12
Included observations: 47

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.322	-0.322	5.2049	0.023
2	-0.237	-0.380	8.0692	0.018
3	0.100	-0.167	8.5898	0.035
4	-0.033	-0.193	8.6493	0.070
5	0.049	-0.056	8.7799	0.118
6	0.021	-0.016	8.8056	0.185
7	0.035	0.093	8.8743	0.262
8	-0.020	0.080	8.8987	0.351
9	0.006	0.113	8.9007	0.446
10	-0.142	-0.120	10.148	0.428
11	0.143	0.049	11.459	0.406
12	-0.019	-0.064	11.484	0.488
13	-0.058	-0.054	11.716	0.551
14	-0.033	-0.167	11.791	0.623
15	0.101	0.025	12.532	0.638
16	-0.087	-0.117	13.090	0.666
17	0.021	0.025	13.123	0.728

Source: conçu par les auteurs

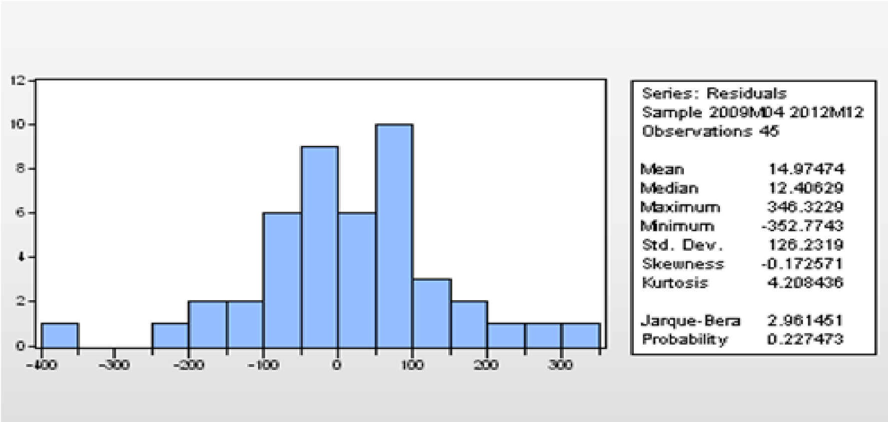
Fig. 5: Correlogramme du rèsidu



	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.170	-0.170	1.3861	
2	0.217	0.194	3.7081	
3	0.024	0.093	3.7368	0.053
4	-0.120	-0.157	4.4771	0.107
5	-0.078	-0.157	4.7951	0.187
6	-0.159	-0.149	6.1589	0.188
7	-0.013	0.008	6.1681	0.290
8	-0.089	-0.030	6.6213	0.357
9	0.014	-0.019	6.6322	0.468
10	0.098	0.082	7.2081	0.514
11	-0.076	-0.085	7.5657	0.578
12	0.184	0.088	9.7376	0.464
13	-0.142	-0.110	11.067	0.438
14	0.133	0.060	12.273	0.424
15	-0.104	-0.047	13.038	0.445
16	-0.017	-0.032	13.059	0.522
17	-0.055	-0.070	13.292	0.580
18	-0.118	-0.096	14.379	0.571
19	0.005	-0.035	14.381	0.640
20	-0.016	0.039	14.403	0.702

Source: conçu par les auteurs

Fig. 6: La normalité des résidus



Source: *conçu par les auteurs*