

Peut-on modéliser la volatilité du taux de change de dinar algérien par un processus GARCH ?

Can we modelize the volatility of the exchange rate of dinar Algeria by GARCH processes ?

Lakhdar ADOUKA
Faculté des sciences économiques,
gestion et des sciences commerciales
Université de Mascara

Abdurrahman CHENINI
Faculté des sciences économiques,
gestion et des sciences commerciales
Université de Mascara

Ismail BENGANA
Laboratoire LAQSEF
Université Kasdi Merbah
Ouargla

Résumé :

L'objectif de ce papier est de modéliser la volatilité du taux de change de dinar algérien (DZA/dollar) et de prévoir ce taux pour les trois mois premiers de l'année 2014. notre étude a montré que notre série est caractérisée par le phénomène de volatilité, par des spécifications asymétriques et d'une présence de kurtosis excessive. un test ARCH a été réalisé. Ce test a rejeté l'hypothèse nulle d'homoscédasticité, nous avons donc déduit qu'un modèle ARMA non linéaire de type ARCH est adéquat

Mots clés ; Taux de change, Stationnarité, Volatilité, ARCH

Abstract:

The objective of this paper is to model the volatility of the exchange rate of dinar Algeria (DZA / dollar) and predict that rate for the first three months of the year 2014. our study showed that our series is characterized by the volatility phenomenon, by asymmetric specifications and a presence of excessive kurtosis. ARCH a test was performed. This test rejected the null hypothesis of homoskedasticity.

Keywords : Exchange rates, Stationarity, Volatility, ARCH

Introduction:

Plusieurs économistes se sont penchés sur le problème de la prévision du taux de change. La prévision de ce taux est l'un des sujets de recherche en macroéconomie et en finance internationale qui a attiré l'attention des économistes et des économètres. La littérature empirique montre qu'il est difficile de prévoir et expliquer les fluctuations du taux de change, en inspirant de travail de Jean Michel FELIX(2011), nous citons quelques littératures (Jean Michel, 2011) :

- Meese et Rogoff (1983) ont montré dans une analyse comparative du pouvoir explicatif de divers modèles structurels (le modèle monétaire à prix flexible, le modèle à prix rigides et le modèle à prix rigide avec le compte courant), qu'aucun de ces modèles ne pouvait prédire les valeurs futures du taux de change mieux qu'une simple marche aléatoire.
- Chen et Mark (1996) évaluent les performances des prévisions hors échantillon des trois principes fondamentaux proposés dans la littérature à savoir : ceux anticipés par la parité du pouvoir d'achat (PPA), la parité non couverte du taux d'intérêt, et la flexibilité-prix du modèle monétaire. Ils concluent à travers leurs études que les fondamentaux monétaires ont le plus grand pouvoir prédictif.
- Engel et West (2005) montrent que si les fondamentaux sont co-intégrés d'ordre 1 $I(1)$ et le facteur d'actualisation est élevé, les taux de change devraient suivre approximativement une marche aléatoire.
- Wang (2006) montre, dans le cadre du degré faible de persistance de changement des fondamentaux observés dans les données, que les régressions de court terme ont plus de pouvoir prédictif que les régressions de long terme.
- Christoffersen et Diebold (1998) concluent que la prise en compte des relations de long terme, même dans une perspective de court terme accroît le pouvoir prédictif du taux de change.
- Cheung et al. (2002) concluent qu'aucun modèle théorique ne semble prédominant. Les résultats varient beaucoup d'un taux de change à l'autre.
- Dupuis et Tessier (2000), dans une étude réalisée sur le lien entre la productivité et le taux de change réel du Canada et des Etats-Unis, concluent qu'il existe un lien de causalité significatif entre la productivité et le taux de change dans un cadre bivarié,
- Mark (1995) a montré que les modèles monétaires peuvent prédire parfaitement l'évolution du taux de change à des horizons relativement longs.
- Molotsova et Papell (2009), ont montré que le modèle de détermination du taux de change basé sur la Règle de Taylor est plus explicative et prédictible que les modèles basés sur les fondements du taux d'intérêt, les fondements monétaires et ceux de la Parité du pouvoir d'achat,
- Lalonde et Sabourin (2003) ont trouvé que le taux de change effectif réel est co-intégré avec la productivité relative et le prix réel du pétrole.
- Amano et van Norden (1998) ont établi que le prix du pétrole a un impact considérable sur le taux de change réel pour le Canada, même si la relation tient sur les horizons longs.
- Chinn et Meese (1995), en utilisant une version du modèle à correction d'erreurs, arrivent aussi à une conclusion de la prédictibilité du taux de change à long terme.

Les séries financières sont caractérisées (Bresson G., Pirotte A., 1995) par une volatilité qui varie au cours du temps, d'une kurtosis élevée, d'une asymétrie et d'une persistance des chocs sur la volatilité. La variance conditionnelle qui constitue une mesure de la volatilité d'une série n'est plus constante et la volatilité dépend de ces valeurs passées. A fin de prendre compte de ce phénomène Engle en 1982 et Bollerselv en 1986 ont développé les modèles ARCH (Autorégressifs Conditionnellement Hétéroscédastiques) et GARCH (Autorégressifs Conditionnellement Hétéroscédastiques Généralisées), ces modèles constituent une extension du modèle ARMA introduit par Box et Jenkins en 1971.

Berra et Higgins Indiquent que la modélisation ARCH / GARCH et ses extensions correspond à une (Christophe Hurlin, 2006) :

- représentation spécifique de la non linéarité
- permet une modélisation simple de l'incertitude

Dans l'économétrie de séries temporelles univariées, les modèles GARCH est les plus adéquats pour prévoir les séries financières. Le choix de ces modèles est dicté par les propriétés qui caractérisent ces séries (Christophe Hurlin, 2006) : stationnarité, auto corrélations des carrés des variations de prix, queues de distribution épaisses, clusters de volatilité, queues épaisses conditionnelles, effet de levier, saisonnalité, asymétrie)

Le but de cet article est de s'interroger sur la modélisation de volatilité du taux de change. Ce qui nous amène à poser la question fondamentale suivante :

Peut-on modéliser la volatilité du taux de change de dinar algérien par rapport au dollar ?

Autrement dit, est ce que la prévision du taux de change de dinar algérien par rapport au dollar par un effet ARCH est possible?

De cette question fondamentale, découlent deux questions auxiliaires. La première est de savoir quelles sont les caractéristiques du modèles ARCH et ses extensions. La seconde est de vérifier si la série du taux de change de dinar algérien par rapport au dollar se caractérise par le phénomène de volatilité, par des spécifications asymétriques, des perturbations et d'une présence de kurtosis excessive.

Afin d'atteindre cet objectif, l'article a été organisé en deux sections. La première consiste en est une brève présentation théorique des modèles prévisions du taux de change en spécifiant les modèles ARCH et ses extensions par une présentation élargie, La deuxième section est consacrée à une application empirique des modèles ARCH et ses extensions sur une série de taux de change de dinar algérien par rapport au dollar.

1. Cadre théorique :

La prévision de l'évolution des cours de change peut se réaliser à partir de deux méthodes complémentaires (**Fouad. B, 2009**) :

1.1. Analyse économique :

L'analyse économique de l'évolution du taux de change d'une monnaie est principalement utilisée pour la prévision à moyen et à long terme. Elle se fonde sur les déterminants macro-économiques du taux de change. Parmi ces déterminants, quatre sont particulièrement importantes (Fouad B, 2009 ; Guy M. (1990) :

- **Le différentiel du taux d'inflation entre deux pays partenaires :**

Imaginons que l'inflation soit plus forte à l'intérieur du pays qu'à l'extérieur. Dans ces circonstances, puisque les produits nationaux deviennent plus chers, les agents économiques auront tendance à s'adresser dans une plus large mesure aux marchés étrangers (augmentation des importations), alors que les agents étrangers acquerront moins de produits nationaux (diminution des exportations). Le pays ayant le taux d'inflation le plus élevé verra une pression à la baisse s'exercer sur sa monnaie afin de conserver la parité des pouvoirs d'achat. Cette variation du taux de change permet de réajuster les prix intérieurs de façon à ce que les valeurs échangées en biens, services et actifs s'égalisent perpétuellement.

– **L'écart entre le taux d'intérêt :**

Les capitaux ont tendance à se placer dans les monnaies des pays offrant la rémunération la plus avantageuse. Cet afflux de capitaux a pour conséquence une hausse de la demande de ces devises et donc une hausse de leurs prix.

– **L'excédant ou le déficit de la balance de paiement :**

La balance des paiements permet de prévoir l'évolution des cours de change. Des déficits constants de la balance des paiements ont généralement des effets défavorables sur le cours de la devise du pays dont la balance est déficitaire.

1.2 .Analyse des séries temporelles :

L'analyse des séries temporelles est une méthode de prévision à court terme qui se base sur l'étude du comportement de passé des taux de changes.

Plusieurs méthodes existent :

– **La méthode graphique:**

La méthode graphique (chartisme) consiste à observer et à lire les graphiques car ces derniers synthétisent le marché.

Les chartistes déduisent des tendances haussières ou baissières, des zones de résistance ou encore des signaux d'achat et de vente à partir des graphiques et des figures caractéristiques (la tête et les épaules ou le double bottom ... etc.) qui se reproduisent.

– **Les modèles statistiques univarié:**

Elle réunit un ensemble de techniques mathématiques et statistiques assistées de l'outil informatique. Ces techniques font appel à l'historique de la série afin de prédire le futur le plus proche.

Parmi ces techniques des prévisions à court termes, nous citons (Guy .M , 1990) : la moyenne mobile, la moyenne mobile pondéré, les lissages exponentiels simples et doubles, les méthodes de Holt et la méthode de Holt- Winter , la méthode de Box et Jenkins et les modèles Autorégressifs Conditionnellement Hétéroscédastiques (ARCH) et ses extensions

Nous essaierons de développer ce dernier processus car il est le plus adéquat à la modélisation des volatilités des séries financières comme notre série le taux de change.

– **Processus ARCH et ses extensions:**

Le processus ARCH(q) est inspiré par Engle en 1982 lors d'une étude sur la variance de l'inflation en Grande Bretagne. Le processus ARCH est basé sur une para métrisation quadratique de la variance conditionnelle.

Un processus ARCH(q) s'écrit comme suit (Lardic S., Mignon V. , 2002) :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 = \alpha_0 + \alpha(L)\varepsilon_t^2 \quad (1)$$

Où : $\alpha_0 > 0$ et $\alpha_i \geq 0$

Cette condition sur les paramètres est posée pour assurer la positivité de la variance conditionnelle. Le modèle ARCH permet de prendre les groupements de volatilité.

Le modèle GARCH est une extension du modèle ARCH a été développé par Bollerselv en 1986. Ce dernier a introduit dans l'équation ARCH de valeurs retardées de la variance. Son équation devient (Lardic S., Mignon V., 2002) :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 = \alpha_0 + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + \beta(L)\sigma_t^2 \quad (2)$$

Pour que la variance conditionnelle soit positive, il faut que les paramètres de l'équation du modèle ARCH soient positives ($\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ et $\beta_j \geq 0 \forall i, \forall j$).

Le modèle GARCH peut s'interpréter comme un processus ARMA sur le carré des innovations comme suit (Lardic S., Mignon V., 2002) :

$$(I - \alpha(L) - \beta(L))\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + (I - \beta(L))u_t \quad (3)$$

Pour qu'un processus GARCH soit stationnaire il faut que :

$$\alpha(1) + \beta(1) = \sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1 \quad (4)$$

Cette condition nous permet de dire qu'un processus GARCH soit stationnaire, il fallait que les racines du polynôme $1 - \sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\alpha_i + \beta_j)L^i$ sont à l'extérieur du disque unité. On étudie les fonctions d'auto corrélations et les fonctions d'auto corrélations partielles de la série ε_t^2 pour identifier l'ordre p et q d'un processus GARCH.

Le modèle GARCH a été critiqué par certains chercheurs comme Black (1976), Zakoian(1990) et Nelson et Cao (1990) par ces insuffisances. Ces critiques ont donné lieu au développement des autres processus : le modèle EGARCH (Exponentiel GARCH), le modèle TGARCH (Threshold GARCH) et le modèle QGARCH (Quadratique GARCH)

en 1987, Engle, Lilien et Robins ont développé un modèle ARCH en moyen (ARCH-M), ce modèle prend en considération la relation existante entre la moyenne et la variance de la variable analysée. Une variation de la variance conditionnelle sera accompagnée d'une variation conditionnelle du moyen

Ce modèle s'écrit sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \Phi(L)Y_t = \Theta(L)\varepsilon_t + \delta\sigma_t^2 \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \end{cases} \quad (5)$$

Où Y_t est un processus stationnaire, $\Phi(L)$ et $\Theta(L)$ sont respectivement les polynômes de retard autorégressif et moyenne mobile

En 1986, Engle et Bollersv (Bresson G., Pirotte A., 1995) ont introduit le modèle IGARCH (Integrated GARCH), ce modèle prend en compte la racine unitaire qui existe dans la variance. Le modèle IGARCH a été élargi à un modèle FIGARCH (GARCH fractionnairement intégrés).

2. Etude empiriques :

2.1. Analyse statistique de la série du taux de change (DZA/dollar):

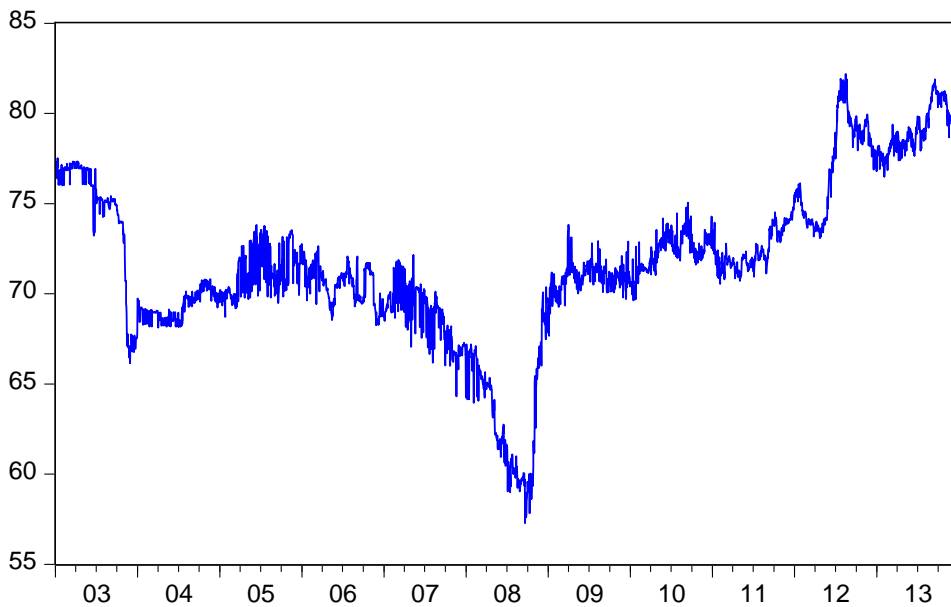
Nous souhaitons prévoir le taux de change de dinar algérien par un modèle de prévision uni varié sur un échantillon de données journalières de 4018 observations portant sur la période du 1 janvier 2003 au 31 décembre 2013.

Les données sont tirées des statistiques d'OANDA extraite du site www.oanda.com/currency/historical-rates/.

Le graphe 1 de l'évolution du taux de change qui est donné ci-dessous, montre la présence d'une tendance. La lecture visuelle de ce graphe exhibe un non stationnarité en moyen et en variance. Cela nous ramène à l'utilisation d'une transformation logarithmique pour le rendre linéaire et nous avons nommé notre série lt .

Ce même graphe montre que cette série est volatile. On observe des regroupements de volatilité. Nous remarquons aussi que cette volatilité évolue au cours du temps. Cela, nous permet de dire qu'un processus de type GARCH pourrait être adapté à la modélisation de la série de taux de change.

Graphe1: Evolution du taux de change du dinar algérien

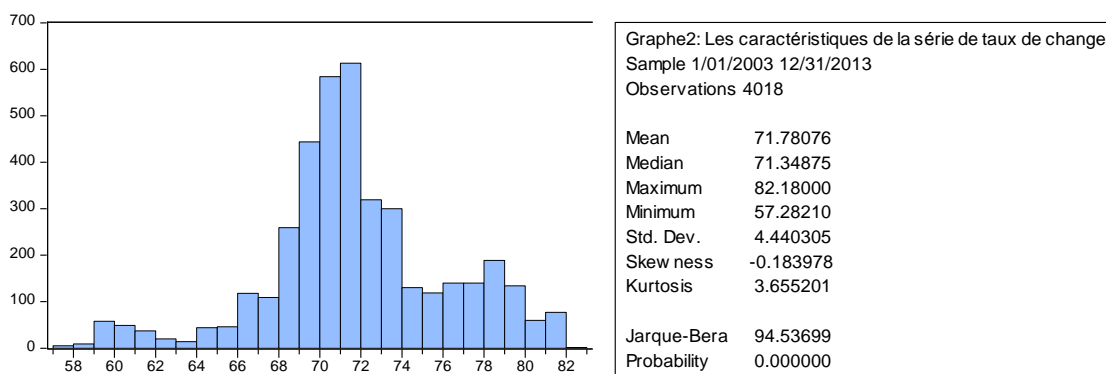


Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

Le graphe 2 représente l'histogramme de la série de taux de change et reporte un certain indicateur des statistiques descriptives : le coefficient de kurtosis et le coefficient de skeweness et la valeur de Jaque-Bera

Du graphe 2, nous constatons :

- le coefficient de kurtosis (3,65) est un peu élevé, qui est supérieur à la valeur du kurtosis de la loi normal qui est 3. La valeur de ce coefficient trouvé indique que la courbe de la série de taux de change est plus aplatie que la courbe de loi normale, cette valeur du coefficient témoigne la forte probabilité d'occurrence de point extrêmes.
- Le coefficient de skeweness (-0,18) est différent de zéro (la valeur théorique du coefficient de skeweness pour une la loi normal) , ce coefficient montre la présence de l'asymétrie de la courbe de la série du taux de change. Le coefficient d'asymétrie est négatif, cela nous permet de dire que la distribution est étalée vers la gauche. Ce signe négatif, nous permet de dire que le taux de change de dinar algérien réagisse d'avantage à un choc négatif qu'à un choc positif. L'asymétrie peut être un indicateur de non linéarité.
- Le test de Jarque-Bera rejette l'hypothèse nulle de normalité de la distribution du taux de change ($JB = 94,53 > \chi_{0,05}^2(2) = 5,99$).



Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

De l'analyse du graphe 1 et du graphe 2 de la série du taux de change, nous déduisons qu'un modèle ARMA non linéaire de type ARCH peut être adéquat à notre cas.

2.2 Identification du modèle ARMA :

Pour identifier le modèle ARMA il faut tout d'abord étudier la stationnarité puis il faut identifier l'ordre de modèle.

2.2.1 Etude de la stationnarité :

Nous allons utiliser le test de ADF pour confirmer ou infirmer la non stationnarité de notre série. Les tests de Dickey-Fuller sont des tests paramétriques permettant de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'une chronique par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique. Ces tests reposent sur l'estimation d'un processus autorégressive.

L'application de test de ADF nécessite au préalable de choisir le nombre de retard p à introduire de sorte à blanchir les résidus. La valeur p de retard est déterminée soit à l'aide de la fonction des autocorrélations partielles, soit à l'aide de la statistique de Box-Pierce, soit à l'aide des critères d'Akaike (AIC) ou de Schwartz (SIC).

Dans cette étude, nous appliquons le test ADF. Nous déterminons, ensuite, le nombre de retard à l'aide de la fonction des auto corrélations partielles, en étudiant la significativité des coefficients des corrélations partielles. Par l'application de cette méthode, en se basant sur l'étude de corrélogramme de notre série, nous obtenons le retard un pour la série logarithme du taux de change.

Après avoir déterminé le retard pour notre variable, nous allons adopter la stratégie séquentielle du test d'ADF pour étudier la stationnarité de notre variable. Le tableau suivant résume notre l'application :

Tableau (01) : Test d' ADF

	t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.941513	0.0106		
Test critical values: 1% level	-3.960324			
5% level	-3.410924			
10% level	-3.127268			
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LT(-1)	-0.008579	0.002176	-3.941513	0.0001
D(LT(-1))	-0.183686	0.015512	-11.84167	0.0000
C	0.036144	0.009208	3.925359	0.0001
@TREND(1/01/2003)	2.50E-07	1.17E-07	2.134963	0.0328

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

Il ressort de ce test que la constance et le trend sont significatifs au seuil de 5%. En effet, leurs P-values qui sont respectivement de 0,0001 et 0,0328 sont inférieures à 0,05. La statistique du test ADF étant de -3,94 est inférieure à la valeur critique -3,41 au seuil de 5 %. La série est stationnaire.

2.2.2 Identification de l'ordre de modèle:

Pour identifier l'ordre p et q d'un processus ARMA, nous utilisons le corrélogramme de la fonction d'autocorrélation et la fonction d'autocorrélation partiel de la série logarithmique de taux de change

D'après ce corrélogramme nous remarquons :

- Une décroissance lente des coefficients d'autocorrélation avec 36 coefficients d'autocorrélation simple non nul et une première valeur proche de l'unité
- 6 coefficients d'autocorrélation partiel (PAC) est significatif (différent de zéro)

Nous déduisons de l'étude du corrélogramme de (AC) et de (PAC) que la série de taux de change n'est pas stationnaire est correspond à un modèle ARMA(6,36). En vertu du principe de parcimonie, nous admettons un processus ARMA(2,2).

2.3 Estimation de l'équation de la moyenne:

L'application de la méthodologie de Box et Jenkins nous conduit à retenir un processus AR(2) pour la série de taux de change, l'estimation de ce processus par la méthode de moindres carrés ordinaires est représentée dans le tableau suivant :

Tableau (02) : Estimation de l'équation de la moyenne

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.271921	0.018522	230.6372	0.0000
AR(1)	0.808941	0.015516	52.13710	0.0000
AR(2)	0.184311	0.015516	11.87879	0.0000
R-squared	0.983993	Mean dependent var	4.271638	
Adjusted R-squared	0.983985	S.D. dependent var	0.062594	
S.E. of regression	0.007921	Akaike info criterion	-6.837757	
Sum squared resid	0.251808	Schwarz criterion	-6.833053	
Log likelihood	13733.22	Hannan-Quinn criter.	-6.836090	
F-statistic	123342.2	Durbin-Watson stat	2.085042	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

2.4. Test sur les résidus :

2.4.1. Test d'absence d'auto corrélation des résidus :

Nous appliquons le test de Lejung-Box (LB) d'absence d'auto corrélation des résidus pour un nombre de retard maximal 36. La statistique de LB vaut 1380 pour un nombre de retard égale à 36. Cette statistique suit une loi de khi-deux à 34 degré de liberté. La valeur théorique de Khi-deux à 34 degrés de liberté est 48,60 au seuil statistique de 5%. En conséquence, on rejette l'hypothèse nulle d'absence d'auto corrélation des résidus. Nous résumons les caractéristiques de la forme des résidus dans le tableau suivant :

Tableau (03) : les mesures des indicateurs de la forme

Les indicateurs de la forme	La valeur
Kurtosis	11,77
Skewness	0,15
Jaque-Bera	12904

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

Les indicateurs de la forme (tableau 3) et L'analyse du graphe des résidus indiquent la présence de volatilité, il ya donc lieu de suspecter la présence d'une série non stationnaire en variance.

2.4.2 Test ARCH :

Pour réaliser ce test, nous avons récupéré les résidus $\hat{\varepsilon}_t$ issue de l'estimation du modèle AR(2), ensuite nous avons effectué la régression suivante :

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \hat{\varepsilon}_{t-i}^2 \quad (6)$$

Afin d'estimer l'équation 6, il faut préalablement déterminer le nombre de retards q à retenir. Au regard du corrélogramme des résidus au carré du modèle AR(2), on choisit, compte tenu du critère de parcimonie (**Jean-Paul TSASA Vangu, 2013**), un nombre de retards égal à deux. L'estimation de l'équation 6 se résume dans le tableau suivant :

Tableau (04) : Test ARCH de hétéroscédasticité

F-statistic	130.5470	Prob. F(2,4011)	0.0000	
Obs*R-squared	245.3203	Prob. Chi-Square(2)	0.0000	
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.38E-05	3.41E-06	12.85650	0.0000
RESID^2(-1)	0.071262	0.015365	4.637793	0.0000
RESID^2(-2)	0.230222	0.015366	14.98290	0.0000

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

On constate du tableau de test d'ARCH que la probabilité associée à la statistique (**Jean-Paul TSASA Vangu, 2013**) de test TR^2 est nulle, de cela, on rejette donc l'hypothèse nulle d'homoscédasticité en faveur de l'alternative d'hétéroscédasticité conditionnelle.

2.5 Estimation de modèle ARCH(q) et ses extensions

Afin de tenir compte de l'effet d'ARCH, nous allons estimer par la méthode du maximum de vraisemblance l'équation de la variance conditionnelle conjointement à l'équation de la moyenne. En se basant sur la taille de l'échantillon et de l'étude de French, Schwert et Stambaugh (1987), nous avons déterminé l'ordre $q=1$ et $p=1$ pour le modèle GARCH (Bresson G., Pirotte A., 1995). Nous avons ensuite définis quatre modèles à estimer :

- Un processus AR(2) – ARCH(2)
- Un processus AR(2) – GARCH(1,1)
- Un processus AR(2) – EGARCH(1,1)
- Un processus AR(2) – TGARCH(1,1)

- Estimation de modèle ARCH(2) :

Pour estimer le modèle ARCH (2), nous allons utiliser le logiciel EVIEWS , l'estimation se résume dans le tableau suivant :

Tableau (05) : Estimation du modèle ARCH(2)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	4.261055	0.026162	162.8742	0.0000
AR(1)	0.720578	0.013276	54.27867	0.0000
AR(2)	0.275703	0.013546	20.35297	0.0000
Variance Equation				
C	4.02E-05	4.53E-07	88.65673	0.0000
RESID(-1)^2	0.136476	0.015074	9.053623	0.0000
RESID(-2)^2	0.247801	0.016332	15.17315	0.0000
R-squared	0.983849	Mean dependent var	4.271638	
Adjusted R-squared	0.983841	S.D. dependent var	0.062594	
S.E. of regression	0.007957	Akaike info criterion	-6.983567	
Sum squared resid	0.254073	Schwarz criterion	-6.974158	
Log likelihood	14029.00	Hannan-Quinn criter.	-6.980233	
Durbin-Watson stat	1.953067			

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

Le tableau de l'estimation d'ARCH(2) montre que les coefficients de paramètre de l'équation de la variance sont significativement différents de zéro et positifs donc les coefficients vérifient les contraintes assurant la positivité de la variance. De cela, nous retenons le modèle ARCH(2) comme modèle représentant la variance conditionnelle du logarithme de taux de change.

– Estimation du modèle GARCH (1,1)

Nous allons résumer l'estimation de ce modèle dans le tableau suivant :

Tableau (06) : Estimation du modèle GARCH(1,1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	4.279266	0.026212	163.2547	0.0000
AR(1)	0.770477	0.014800	52.05853	0.0000
AR(2)	0.226625	0.014682	15.43571	0.0000
Variance Equation				
C	2.44E-07	2.76E-08	8.846060	0.0000
RESID(-1)^2	0.066590	0.002258	29.48468	0.0000
GARCH(-1)	0.933915	0.001590	587.3613	0.0000
R-squared	0.983951	Mean dependent var	4.271638	
Adjusted R-squared	0.983943	S.D. dependent var	0.062594	
S.E. of regression	0.007932	Akaike info criterion	-7.309971	
Sum squared resid	0.252469	Schwarz criterion	-7.300562	
Log likelihood	14684.42	Hannan-Quinn criter.	-7.306636	
Durbin-Watson stat	2.026447			

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

Le tableau de l'estimation de GARCH(1,1) illustre que les coefficients de paramètre de l'équation de la variance sont significativement différents de zéro et que les coefficients de l'équation de la variance vérifient les contraintes qui assure la positivité de la variance. De cela, nous retenons ce modèle GARCH(1,1).

– Estimation du modèle EGARCH(1,1)

Nous avons estimé ce modèle pour illustrer la propriété d'asymétrie qui caractérise les séries financières. le résultat de l'estimation s'apparaît dans le tableau ci-dessous :

Tableau (07) : Estimation du modèle EGARCH(1,1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	4.259110	0.008439	504.6735	0.0000
AR(1)	0.754906	0.014697	51.36620	0.0000
AR(2)	0.238195	0.014555	16.36530	0.0000
Variance Equation				
C(4)	-0.193093	0.009026	-21.39382	0.0000
C(5)	0.148856	0.003911	38.06426	0.0000
C(6)	-0.070633	0.004208	-16.78357	0.0000
C(7)	0.990300	0.000801	1235.724	0.0000
R-squared	0.983942	Mean dependent var	4.271638	
Adjusted R-squared	0.983934	S.D. dependent var	0.062594	
S.E. of regression	0.007934	Akaike info criterion	-7.287223	
Sum squared resid	0.252602	Schwarz criterion	-7.276245	
Log likelihood	14639.74	Hannan-Quinn criter.	-7.283333	
Durbin-Watson stat	2.002827			

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

Nous constatons du tableau de l'estimation d' EGARCH que tous que les coefficients de paramètre de l'équation de la variance sont significativement différents de zéro. De cela, nous pouvons dire qu'il existe un phénomène d'asymétrie.

– Estimation du modèle TGARCH(1,1)

Nous estimons ce modèle pour vérifier la persistance de phénomène de l'asymétrie dans la série du taux de change. L'équation de ce modèle s'écrit mathématiquement comme suit :

$$\sigma_t = c + \alpha_1^+ \varepsilon_{t-1}^+ - \alpha_1^- \varepsilon_{t-1}^- + \beta \sigma_{t-1}$$

L'estimation de ce modèle est comme suit :

Tableau (08) : Estimation du modèle TGARCH(1,1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	4.266151	0.018408	231.7546	0.0000
AR(1)	0.770684	0.015119	50.97476	0.0000
AR(2)	0.224734	0.014949	15.03344	0.0000
Variance Equation				
C	2.46E-07	2.73E-08	8.996886	0.0000
RESID(-1)^2	0.045619	0.003103	14.70170	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.044430	0.006336	7.012560	0.0000
GARCH(-1)	0.932894	0.001701	548.4244	0.0000
R-squared	0.983962	Mean dependent var	4.271638	
Adjusted R-squared	0.983954	S.D. dependent var	0.062594	
S.E. of regression	0.007929	Akaike info criterion	-7.314257	
Sum squared resid	0.252290	Schwarz criterion	-7.303280	
Log likelihood	14694.03	Hannan-Quinn criter.	-7.310367	
Durbin-Watson stat	2.027215			

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

La lecture du tableau de l'estimation de TGARCH montre que tous les coefficients de l'équation de la moyenne sont significativement différents de zéro. Ainsi que les coefficients associés aux coefficients α_1^+ et α_1^- sont différents. De cela, nous permet de dire qu'il existe un phénomène d'asymétrie.

2.6 Test des résidus des modèles estimés d'ARCH (2) et ses extensions :

Nous allons faire une diagnostique sur les résidus issue de l'estimation des modèles ARCH(2) et ses extensions, nous allons étudier est ce que ces résidus suit une loi normale où non, ensuite nous allons tester est ce que ces résidus forment un bruit blanc. Nous résumons les indicateurs principaux de cet diagnostique dans le tableau suivant :

Tableau (09) : les indicateurs principaux du diagnostique des résidus

Les indicateurs de la forme	ARCH(2)	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)
Kurtosis	13,38	9,25	9,30	8,87
Skewness	-0,62	-0,31	-0,52	-0,37
Jaque-Bera	18323,64	6607,83	6835,47	5876,34
Lejung-Box	1107,3	649,55	683,80	638,34

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

Nous appliquons le test de Lejung-Box (LB) d'absence d'autocorrélation des résidus pour un nombre de retard maximal 36. La statistique de LB vaut pour le modèle ARCH(2),

GARCH(1,1),EGARCH(1,1) et TGARCH(1,1) respectivement 1107,3 ,649,5 ; 683,80 et 838,34 pour un nombre de retard égale à 36. Cette statistique suit une loi de khi-deux à 34 degré de liberté. La valeur théorique de Khi-deux à 34 degrés de liberté est 48,60 au seuil statistique de 5%. En conséquence, on rejette l’hypothèse nulle d’absence d’autocorrélation des résidus pour les quatre modèles.

Nous testons les indicateurs des forme du tableau 9 (asymétrie et Kurtosus) par le test de student, nous rappelons que :

$$Sekweness \rightarrow N(0,6/T)$$

$$Kurtosus \rightarrow N(3,24/T)$$

Où T représente le nombre d’observation

Nous calculons les valeurs de sekweness calculée ($Sekweness^*$) et les valeurs de kurtosus calculée ($Kurtosus^*$) pour chaque modèle par la formule suivante (Bourbonnais R., 1998) :

$$Sekweness^* = \frac{|sekweness - 0|}{\sqrt{\frac{6}{T}}}$$

$$Kurtosus^* = \frac{|kurtosus - 3|}{\sqrt{\frac{24}{T}}}$$

Le calcul de ces valeurs se résume dans le tableau suivant:

Tableau (10) : Calcule de kurtosus et sekweness standardisés des résidus

	ARCH(2)	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)
$Kurtosus^*$	134,306	80,868	81,515	75,951
$Sekweness^*$	16,04	8,02	13,46	9,57

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

En comparant les valeurs de $Sekweness^*$ et les valeurs de $Kurtosus^*$ à une valeur critique de 1,96 (valeur lit de la table de la loi normale au seuil de signification de 5%) , nous remarquons qu’ils sont supérieurs, cela nous amène à rejeter l’hypothèse de normalité des résidus, ce résultat est confirmé par le test de Jaque Béra : $JB^* > \chi_{0,05}^2(2) = 5,99$

où JB^* représente les valeurs calculées de Jaque –Béra qui nous les trouvons à la table 9

2.7 Comparaison des modèles estimés :

Dans la section précédente nous avons estimé quatre modèles qui sont ARCH(2),GARCH(1,1), EGARCH(1,1) et TGARCH(1,1). Nous avons retenu ces modèles parce que :

- les modèles GARCH(1,1),EGARCH(1,1) et TGARCH(1,1) vérifient la condition d’asymétrie

- le modèle ARCH(2) satisfait la condition de la positivité des coefficients de l'équation de la variance.

La question qui nous suppose est :

Quelle modèle doit-on finalement retenir pour la modélisation de la variance conditionnelle ? Pour répondre à cette question, nous utilisons les critères de choix entre les différents modèles : le coefficient de détermination corrigé (\bar{R}^2), la valeur de la log-vraisemblance à l'optimum(LL), critère d'information d'Akaike (AIC) et le critère d'information de Schwarz (SIC).

Nous reportons les valeurs de critères pour les trois processus dans le tableau 9 et nous retenons le modèle qui a le minimum valeur selon les critères AIC et SIC. Nous avons mentionné par un astérisque au modèle retenu selon le critère utilisé.

Tableau (11): Critères de comparaisons des modèles retenus

	TGARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	ARCH(2)	GARCH(1,1)
\bar{R}^2	0,98	0,98	0,98	0,98
LL	14694,03	14639,74	14029	14684,42
AIC	-7,31*	-7,28	-6,98	-7,30*
SIC	-7,30*	-7,27	-6,97	-7,30*

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

La comparaison des critères de sélection entre les différents modèles retenus nous conduit à choisir le processus TGARCH(1,1) pour la modélisation de la variance conditionnelle du taux de change de dinar algérien en logarithme

2.8 Prévision:

Les prévisions de la volatilité à l'horizon h peuvent être effectuées pour un modèle GARCH(1,1) par l'équation suivante :

$$\hat{\sigma}_{t+h}^2 = \alpha_0 + (\alpha_1 + \beta_1)\hat{\sigma}_{t+h-1}^2$$

De cet équation, nous pouvons écrire La prévision de logarithme du taux de change de notre série ((lt) de la manière suivante (M. Malik Kamel B., Ali Z. 2005) : $lt_{t+1}(h) = lt_t(h) + \frac{1}{2}\hat{\sigma}_{t+h}^2$

Nous utilisons le modèle TGARCH(1,1) choisis par le critère AIC parmi les modèles estimés pour la prévision du trois mois premiers de l'années 2014.

Le taux de change prévu du mois janvier, février et mars est représenté par le tableau suivant :

Tableau (12) : les valeurs prévues du taux de change (DZA/dollar) par le modèle TGARCH (1,1)

	Janvier	Fevrier	Mars
01	71,2468814	71,2468812	71,246881
02	71,2468814	71,2468812	71,246881
03	71,2468814	71,2468812	71,246881
04	71,2468814	71,2468812	71,246881
05	71,2468814	71,2468812	71,246881
06	71,2468813	71,2468812	71,246881
07	71,2468813	71,2468812	71,246881
08	71,2468813	71,2468812	71,246881
09	71,2468813	71,2468812	71,246881
10	71,2468813	71,2468811	71,246881
11	71,2468813	71,2468811	71,246881
12	71,2468813	71,2468811	71,246881
13	71,2468813	71,2468811	71,246881
14	71,2468813	71,2468811	71,246881
15	71,2468813	71,2468811	71,246881
16	71,2468813	71,2468811	71,246881
17	71,2468813	71,2468811	71,246881
18	71,2468813	71,2468811	71,246881
19	71,2468813	71,2468811	71,246881
20	71,2468813	71,2468811	71,246881
21	71,2468813	71,2468811	71,246881
22	71,2468813	71,2468811	71,2468809
23	71,2468812	71,2468811	71,2468809
24	71,2468812	71,2468811	71,2468809
25	71,2468812	71,2468811	71,2468809
26	71,2468812	71,2468811	71,2468809
27	71,2468812	71,2468811	71,2468809
28	71,2468812	71,2468811	71,2468809
29-	71,2468812		71,2468809
30	71,2468812		71,2468809
31	71,2468812		71,2468809

Source: resultants de Eviews 7.0, 2013.

Nous achevons notre article par l'étude du qualité de prévision, plusieurs critères sont utilisés pour juger la validité de la méthode de prévision¹ : l'erreur moyenne, la variance, l'écartype, l'écart absolue moyen, les carrés moyen des erreurs, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le critère U de Theil . Nous allons essayer de calculé les deux derniers critères.

¹ Guy M. (1990), méthodes de prévision à court terme, Edition de Bruxelles

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum \hat{\varepsilon}_i^2}{T}} = \sqrt{\frac{\sum (lt_i^r - lt_i^p)^2}{T}}$$

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=2}^T \frac{(lt_t^r - lt_t^p)^2}{lt_{t-1}^r}}{\sum_{t=2}^T \frac{(lt_t^r - lt_{t-1}^r)^2}{lt_{t-1}^r}}}$$

Où lt_t^r et lt_t^p représentent respectivement les valeurs observés réels et les valeurs prévus du taux de change de dinar algérien (DZA/dollar) à l'instant t.

Le calcul de ces deux critères a été fait par le logiciel Eviews 7 qui nous a donné les résultats suivants : $U=0,007$ et $RMSE= 0,06$, nous remarquons qu'ils sont plus proche à zéro, cela nous permet de conclure que nous avons aboutis à une bonne prédiction

Conclusion :

L'objectif de ce papier est de modéliser la volatilité du taux de change de dinar algérien (DZA/dollar) et de prévoir ce taux pour les trois mois premiers de l'année 2014. notre étude a montré que notre série est caractérisée par le phénomène de volatilité, par des spécifications asymétriques et d'une présence de kurtosis excessive. Nous avons effectué un test ARCH qui a rejeté l'hypothèse nulle d'homoscédasticité, nous avons donc déduit qu'un modèle ARMA non linéaire de type ARCH est adéquat, ensuite nous avons estimé quatre modèles ARMA de type ARCH : AR(2)-ARCH(2), AR(2)-GARCH(1,1), AR(2)-EGARCH(1,1) et AR(2)-TGARCH(1,1). Le critère d'AIC, nous amène à choisir le modèle TGARCH(1,1) comme modèle adéquat pour la prévision. Les critères de qualité de prévision RMSE et U Theil, nous indiquent que nous avons aboutis à un bon modèle de prédiction.

Références bibliographiques :

- 1- Amano, R. et Van Norden, S. (1995). **Terms of trade and real exchange rate: The Canadian evidence**. Journal of International Money and Finance, 14:83-104
- 2- Bourbonnais R., (1998) : **Analyse des séries temporelles en économie**, PUF Paris.
- 3- Bresson G., Pirotte A., (1995) : **Econométrie des séries temporelles**, PUF, Paris
- 4- Chen, J. et Mark, N. (1996). **Alternative Long-Horizon Exchange Rate Predictors**. International Journal of Finance and Economics, 1:229-250.
- 5- Cheung, Y., Chinn, M. et Pascual, A. (2003). **Empirical Exchange Rate Models of The Nineties : Are Any Fit to Survive ?** National Bureau of Economic Research Working Paper, 9393
- 6- Chinn, M. et Meese, R. (1995). **Banking on currency forecasts : How predictable is change in money?**, Journal of International Economics, 38(1-2):161~178
- 7- Christophe H.(2006), **Econométrie pour la Finance Modèles ARCH – GARCH Applications à la VAR**, Documents et Supports, www.univ-orleans.fr/deg/masters/ESA/
- 8- Christoffersen, P. et Diebold, F. (1998). **Cointégration and long horizon forecasting**. Journal of Business and Economic statistics, 16:450-458

- 9- Diez de los Rios, A. (2006), **La prévision des taux de change à partir de modèles fondés sur l'absence d'arbitrage**, in Revue du système financier
- 10-Dupuis, D. et Tessier, D. (2000). **Une analyse empirique du lien entre la productivité et le taux de change réel canada- e-u**. Banque du Canada, Document de travail, 22
- 11- Engel, C. et West, K. (2005). **Exchange rate and fundamentals**. Journal of Political Economy, 113:485-517
- 12-Fouad B.(2009), **Les instruments de couverture du risque de change**, mémoire d'un diplôme supérieur des études bancaires, Ecole supérieure de banque Alger, Algérie
- 13-Guy M . (1990), **Méthodes de prévision à court terme**, Edition de Bruxelles
- 14-Jean michel F . (2011), **Modèles empiriques du taux de change canadien**, Mémoire de maîtrise en économie, Faculté des sciences sociales, université Laval , Québec
- 15-Jean Paul Tsasa V.(2013), **Statistique Appliquée**, Centre Congolais-Allemand de Microfinance, DAAD
- 16-Lalonde, R. et P. Sabourin (2003), **Modélisation et prévision du taux de change réel effectif américain**. Document de travail 2002-2003, Banque du Canada
- 17-Lardic S., Mignon V. , (2002) : **Econométrie des series temporelles macroéconomiques et financière**, Economica,
- 18-Malik Kamel B., Ali Z.(), **La Volatilité du Taux de change du dinar algérien Modélisation et Prévisions**, revue des économies du nord Africain ,n°2
- 19-Mark, N. (1995). **Exchange rate and fundamentals : Evidence on long-horizon predictability**. American Economic Review, 85(1):201-218
- 20-Meese, R. et Rogoff, K. (1983). **Empirical exchange rate models of the seventies : Do they fit out of sample?**, Journal of International Economics, 14(1-2):3-24.
- 21-Molodtsova, T. et D. Papell (2009), **Out-of-Sample Exchange Rate Predictability with Taylor Rule Fundamentals**. Journal of International Economics, 77, 137-276
- 22-WANG, J. (2006). **Can long horizon data beat random walk under engel-west explanation ?**, University of Wisconsin- Maddison.

Peut-on modéliser la volatilité du taux de change de dinar algérien par un processus GARCH ? _____