

La Volatilité du Taux de change du dinar algérien

M. Malik Kamel Bensafta *
Dr. Ali Zatout**

ملخص:

منذ سنة 1996، يتبادل سعر صرف الدينار الجزائري حسب قانون العرض و الطلب، مما يولد تطايرية (volatility) متزايدة. إذا كان من الغير ممكن معرفة محددات سعر الصرف، يجب البحث عن توجهاته. من بين خصائص هذه التوجهات، ديناميكية الدرجة الثانية، التي لا يمكن وصفها باستعمال نماذج خطية، مثل نموذج (أرما). إن النماذج التراجعية الشرطية والغير متجانسة التباين (ARCH)، تمكن من وصف هذه الديناميكيات و عدد من خصائص السلاسل الزمنية المالية.

في هذه المقالة، سوف نقدم نموذج للتغير في تطايرية سعر صرف الدينار بالنسبة للعملة الأوروبية الأورو و الدولار الأمريكي من سنة 2000 إلا سنة 2003، من ملاحظات زمنية يومية، و هذا باستعمال نماذج مختلفة من نوع (ARCH) مما سوف يمكننا من مقارنة نماذج المتناظرة منها و الغير متناظرة. كما سوف نتطرق إلى تقديرات التطايرية، و مقارنة مجالات الثقة الناتجة عن استعمال مختلف هذه النماذج لتقدير داخل و خارج العينة، و هذا الجانب يجلب اهتماما خاصة في مجالات إدارة المحافظ والمخاطر الناتجة عن التقلبات في سعر الصرف.

* Maître assistant, Université Hassiba Ben Bouali Chlef, Algérie

**Maître de Conférence, Institut National de la Planification et des Statistiques, Alger

Abstract:

Since 1996, the Algerian Dinar exchange rate fluctuates freely according to the law of supply and demand, giving rise to an increased volatility. Failing to know the exchange rate determinant, it is imperative to apprehend its evolution. The characteristics of this evolution, including the second order dynamic, cannot be described by linear processes such as ARMA models; ARCH Model (autoregressive conditionally heteroscedastic) makes it possible. The aim of this article is the application of the ARCH type processes, with the modelling of the Algerian dinar exchange rate volatility, against the American dollar and the European currency. It is about the empirical comparison of the symmetrical and asymmetrical GARCH alternatives. One also presents the exchange rate return forecasting, and the construction of the forecasts intervals obtained by the conditional variance modelling.

Key Words: Algerian dinar exchange rate, symmetrical GARCH, asymmetrical GARCH, Volatility, return Forecast.

Introduction

Depuis leur introduction par Engle (1982)¹, les modèles ARCH connaissent de plus en plus de développements et des applications, notamment dans l'Économétrie de la finance² et la description des séries de rendement d'actifs financiers, comme en témoigne le panorama rapporté par Bollerslev et Kroner (1994)³.

Le comportement des séries de rendement d'actifs financier est décrit par un dynamisme du second ordre, les taux de change bilatéraux, ne font pas exception, et la dynamique des séries de rendement du taux de change reste très imprévisible. Il est certain que dans l'intérêt des États ou des Entreprises Multinationale, les outils de couverture contre le risque de change doivent tenir compte de cette dynamique⁴. Il est maintenant bien connu que les hypothèses d'homoscédasticité et de normalité des séries financières, ne sont plus

vérifiées. Dans cet esprit, nous allons étudier le comportement de la dynamique du taux de change du dinar algérien, en comparant les modèles issus des différents processus type ARCH univariés (ARCH, GARCH, IGARCH, EGARCH, TARCH, AGARCH, NARCH et NAARCH), on étudie également les prévisions de la rentabilité, en considérant ces différentes spécifications. L'application porte sur la période de novembre 2000 à Janvier 2003, un total de 585 données journalières. Le document est organisé en trois parties, un bref rappel théorique de la modélisation ARCH, la modélisation ARCH des RLTC du dinar algérien et la construction de prévisions et intervalles de prévisions. En conclusion, on présente les principaux résultats obtenus.

Partie I : Rappel Théoriques

I-1/Modélisation GARCH Univarié

Soit y_t un processus à erreurs GARCH⁵, d'ordre p et q , décrit par les équations suivantes :

$$y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-k} / I_{t-1}) + u_t \quad \text{Équation 1}$$

$$u_t / \Omega_{t-1} \rightarrow D(0, \sigma_t^2) \quad \text{Équation 2}$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_q u_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \quad \text{Équation 3}$$

$$\omega > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0 \text{ et } \sum \alpha_i + \sum \beta_j < 1 \quad \text{Équation 4}$$

En considérant une distribution gaussienne des erreurs, la fonction de log-vraisemblance d'un échantillon de taille n est :

$$L_T(\vartheta) = \frac{1}{N} \sum \left(-\frac{1}{2} (\log \sigma_t^2 + 2\pi) - \frac{1}{2} \frac{u_t^2}{\sigma_t^2} \right) \quad \text{Équation 5}$$

Où θ est le vecteur des paramètres. L'estimation de θ est obtenue par la méthode de maximum de vraisemblance⁶, et l'application de l'algorithme BHHH.

Une autre caractéristique empirique des séries de rendements, est le comportement asymétrique vis-à-vis des chocs, appelé « effet Levier »¹. Pour en tenir compte, d'autres auteurs introduisent un coefficient d'asymétrie, dans la spécification de la variance conditionnelle, tel que le modèle EGARCH de Nelson⁷ et le modèle GJR-GARCH de Glosten⁸.

I-2/Modèle Asymétrique Général :

Hentschel en 1995⁹, a présenté une formulation suivant la transformation de Box-Cox de la variance, permettant de retrouver plusieurs spécifications de type ARCH, dans le cas du processus élémentaire d'ordres $p = q = 1$.

$$\frac{\sigma_t^\lambda - 1}{\lambda} = \omega + \alpha \sigma_{t-1}^\lambda f^v(u_{t-1}) + \beta \frac{\sigma_{t-1}^\lambda - 1}{\lambda} \quad \text{Équation 6}$$

Et

$$f(u_t) = |u_t - b| - c(u_t - b) \quad \text{Équation 7}$$

Un choix particulier des paramètres λ , v , b et c , permet de retrouver les modèles suivants :

Modèle	λ	v	B	$ c $	auteur
TGARCH ¹⁰	1	1	0	≤ 1	Zakoian 1994
AGARCH ¹¹	1	1	Libre	≤ 1	Engle et Ng 1993
EGARCH	0	1	0	libre	Nelson 1991
GARCH	2	2	0	0	Bollerslev 1986
GJR GARCH	2	2	0	libre	Glosten et al 1993
NARCH ¹²	libre	λ	0	0	Higgins et Bera 1992
APARCH ¹³	libre	λ	0	≤ 1	Ding et al 1993
NA ARCH ¹⁴	2	2	Libre	0	Engle et Ng 1993

Tableau 1 : modélisation asymétriques générales.

ⁱ L'effet levier, désigne une volatilité plus importante, à la suite d'un choc négatif (Bad News), qu'à la suite d'un choc positif (Good News).

Suivant cette définition, la condition $|c| \leq 1$ assure la positivité de $f^v(u_t)$ et de σ_t^2 . La positivité de ω , α et β est une condition suffisante mais pas nécessaire pour la positivité de la variance conditionnelle. Pour les conditions de stationnarité, elles représentent différentes combinaisons entre les paramètres¹⁵.

Les différentes spécifications de la variance conditionnelle, permettent de construire des modèles symétriques et d'autres asymétriques. Ainsi les coefficients b et c, rendent compte du comportement vis-à-vis des chocs positifs et négatifs, et l'identification de « l'effet asymétrique de la volatilité » lorsque celui-ci existe. Ceci peut être mis en évidence au moyen du graphe d'impact d'information (News Impact Curve) introduit par Schwert en 1989, puis repris par Engel et Ng en 1993.

I-3/Prévision de la volatilité :

Un Objectif commun dans l'analyse des séries temporelles, est de fournir des prévisions $u_{T,h}$ en dehors de l'échantillon, compte tenu des informations fournies à l'instant T ¹⁶. En présence d'erreurs ARCH, l'exactitude de prévision dépendra de l'ensemble courant de l'information. La construction appropriée des intervalles de prévision exige l'évaluation de l'erreur de prévision de la variance conditionnelle.

- pour un Processus GARCH (1,1) : la prédiction de σ_{t+h}^2 , à horizon h est :

$$E(\sigma_{t+h}^2 / \Omega_t) = \omega \sum_{j=0}^{h-1} (\alpha_1 + \beta_1)^j + (\alpha_1 + \beta_1)^{h-1} \sigma_{t+1}^2 \quad \text{Équation 8}$$

On note que la variance et la prévision de la variance sont additives par rapport au temps. Cette propriété est très intéressante. En effet, supposant, qu'en produisant des prévisions statiques sur les cinq jours futurs en utilisant des rendements journaliers d'actifs financiers. Le

résultat précédent signifie que la prévision de la variance de la semaine ne peut être que la somme des prévisions des variances journalières.

Lorsque h tend vers l'infini, la relation précédente devient :

$$\sigma_{h,T,p}^2 = \left(\frac{\hat{\omega}}{1 - (\hat{\alpha}_1 + \hat{\beta}_1)} \right) + (\hat{\alpha}_1 + \hat{\beta}_1)^{h-1} \sigma_{1,T,p}^2 \quad \text{Équation 9}$$

où

$$\sigma_{1,T,p}^2 = \hat{\omega} + \hat{\alpha}_1 u_T^2 + \hat{\beta}_1 \sigma_T^2 \quad \text{Équation 10}$$

On remarque que la prévision de la variance conditionnelle, converge vers la variance non conditionnelle au fur et à mesure qu'on s'éloigne de l'origine des prévisions. En effet :

$$\lim_{h \rightarrow \infty} (\sigma_{h,T,p}^2 / \Omega_t) = \frac{\omega}{1 - \alpha_1 - \beta_1}, \quad \text{est la variance non}$$

conditionnelle du processus u_t .

Application aux données du taux de change du dinar Algérien

Partie II : Modélisation

II-1/Les données :

Les données représentent le taux de change journalier du dinar Algérien (S_t), contre la monnaie Européenne (EURO) et le dollar Américain (USD)ⁱⁱ. L'étude porte sur la période novembre 2000 à Janvier 2003, un total de 585 données. Pour les prévisions, les 18 données de janvier 2003, ne seront pas incluses dans la section modélisation.

ⁱⁱ Il s'agit du "Daily-Bid-Close-Spot" (les données proviennent de l'agence Reuters d'Afrique du Nord).

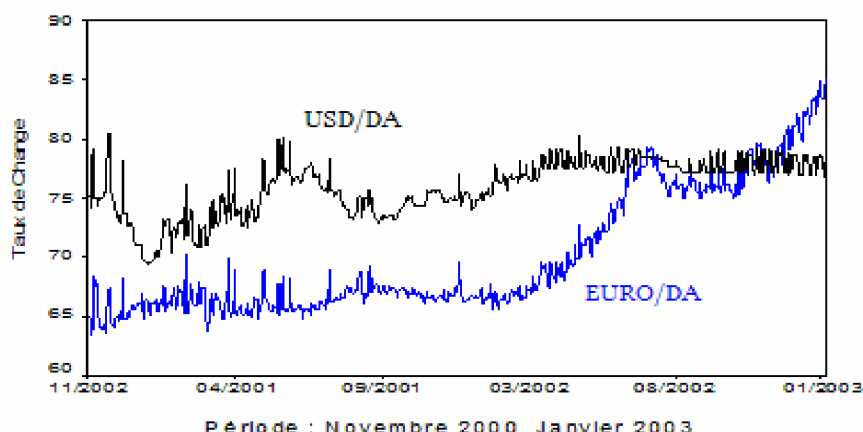


Figure 1 : évolution du taux de change du dinar algérien

La lecture visuelle des séries de taux de change EURO/DA et USD/DA exhibe une non stationnarité en moyenne et en variance. Ce qui nous ramène à l'utilisation de la transformation logarithmique des séries de taux de change $y_t = \ln(S_t)$.

II-2/ Spécification de la moyenne conditionnelle :

Les séries logarithme du taux de change ($\log S_t$), ne sont pas stationnaires en moyenne. En effet, le calcul des autocorrélations empiriques (ACE) de chacune des deux séries, jusqu'au retard 36, illustre des ACE qui décroissent lentement; et une première valeur très proche de l'unité. De plus, les autocorrélations partielles empiriques (ACPE), calculées pour les deux séries, sont significatives, et un ACPE d'ordre 1, très proche de l'unité, 0.971 (resp 0.892) pour la série logarithmique USD/DA (resp EURO/DA). Ces deux observations indiquent la présence de racine unitaire, ce qui est confirmé par le test de racine unitaire de Dickey-Fuller augmenté (ADF) et le test de Philips Péron (PP)

Test de racine unitaire				
Test	ADF		PP	
USD/DA	-33.35*		-40.97*	
EURO/DA	-17.48*		-39.62*	
Test de rapport des variances				
RV	M _c (10)	M _c (22)	M _c (45)	M _c (67)
Y _{USD,t}	10.218*	20.524*	30.831*	40.446*
Y _{EURO,t}	13.710*	23.668*	37.371*	39.369*
* Significatif à 1%				

Tableau 2 : test de racine unitaire et de rapport des variances

Pour stationnariser les séries, on applique un filtre de différenciation d'ordre 1. L'application des tests ADF et PP, sur les séries différenciées, rejette la présence de racine unitaire, finalement, l'étude portera, sur les rendements logarithmique du taux de change (RLTC), désignés par $y_t = \nabla \ln(S_t) = \ln(S_t / S_{t-1})$.

On étudie également l'hypothèse de marche aléatoire, ou de non prévisibilité des séries RLTC. En effet, certains auteurs prônent pour la non prévisibilité des rendements, et qu'aucune information exploitable, n'est contenue dans les rendements passés¹⁷. Le test de rapport des variance de Lo et Mc Kinlay¹⁸, permet de rejeter cette hypothèse, et montre la non efficience du marché des changes (tableau 2).

II-3/Analyse descriptive :

Les paramètres de distribution des séries $y_{USD,t}$ et $y_{EURO,t}$ montrent que les coefficients d'asymétries (Skewness) et d'aplatissement (Kurtosis), dévient des valeurs de la loi normale, donnant naissance à des distributions léptokurtique; une conséquence

du regroupement de la volatilitéⁱⁱⁱ. Ces caractéristiques sont propres aux séries de rendement d'actifs financiers. (Tableau 3).

Séries	Moyenne	Maximum	Minimum
$Y_{USD,t}$	-0.0090	6.5439	-7.5119
$y_{EURO,t}$	0.0271	6.9964	-6.2540
Séries	Ecart-type	Skewness	Kurtosis
$Y_{USD,t}$	1.5416	-0.1484	6.8794
$y_{EURO,t}$	1.4570	-0.0347	7.8023

Tableau 3 : Statistiques Descriptives

L'hypothèse de marche aléatoire étant rejetée, on commence par la modélisation ARMA (p, q), des séries $y_{USD,t}$ et $y_{EURO,t}$. La modélisation de l'équation de la moyenne, en suivant la méthodologie de Box-Jenkins, a permis d'identifier le modèle ARMA (1,1), pour chacune des deux séries. L'estimation des paramètres par la méthode du maximum de vraisemblance, donne les résultats suivants :

$$y_{USD,t} = 0.0033 + 0.2347 y_{USD,t-1} - 0.7445 u_{t-1} + u_t$$

(0.2461) (3.5273) (-16.3031)

$$LV = -931.7332 \text{ et } AIC = 3.3146$$

$$y_{EURO,t} = 0.0301 + 0.2209 y_{EURO,t-1} - 0.7900 u_{t-1} + u_t$$

(2.5360) (3.6928) (-20.9911)

$$LV = -950.2620 \text{ et } AIC = 3.3803$$

On ne peut pas se satisfaire de ces modèles, car une simple analyse des résidus issus de la modélisation ARMA, montre l'existence de relation non linéaire. En effet, la lecture du tableau 4, montre l'existence d'autocorrélation du second ordre, tel que l'indique la statistique de Ljung-box des résidus carrés.

ⁱⁱⁱ De fortes variations sont suivies de fortes variations de même signe ou de signe opposé et/ou des faibles variations sont suivies de faibles variations, de même signe ou de signe opposé.

Statistiques	Rés USD	Rés EURO	Critique
Skewness	1.020	0.661	0
Kurtosis	6.386	5.173	3
Jarque-Bera	366.680	152.197	9.210
Khi-Deux	3238469*	1986821*	42.979
Kolmogorov	1.764*	1.169*	0.068
Q(20)	24.382	33.068	37.566
Q ² (20)	173.170*	103.39*	37.566
Test Lévène	5.4760*	4.0409*	1.775
ARCH (1)	38.51344*	41.89898*	6.634
ARCH (2)	40.07323*	41.86532*	9.210

*Significatif à 1 %

Tableau 4 : tests sur les résidus issus des modélisation ARMA

On confirme également la nature léptokurtique et asymétrique, des résidus (kurtosis >3 et Skewness $\neq 0$), de plus, les tests de Jarque-Bera, du khi deux « Goodness of fit test » et le test de Kolmogorov-Smirnov, rejettent l'hypothèse de normalité des résidus. Ce qui est confirmé par les diagrammes Q-Q (distribution empirique, distribution normale), un graphique différent de la première bissectrice, notamment aux extrémités et les histogrammes des distributions empiriques, qui sont plus pointus et plus étalés.

Ajouté à cela, les résultats du test de présence d'effet ARCH qui confirment l'hétéroscedasticité des séries résiduelles, et le test de Lévène¹⁹, qui rejette l'hypothèse d'homogénéité de la variance .

Série résiduelle USD/DA

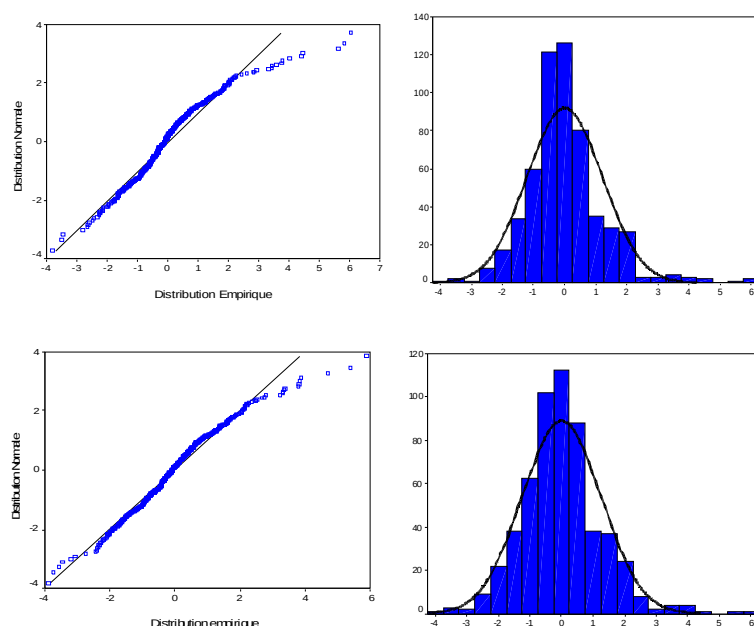


Figure 2 : diagrammes Q-Q des et Histogrammes des séries résiduelles

II-4/Modélisation de la variance conditionnelle :

Étant donné les résultats précédents, et la présence d'effet ARCH dans les résidus issus de la modélisation ARMA, nous abordons la modélisation ARCH/GARCH de la variance conditionnelle, des séries de rendement de taux de change.

En considérant une distribution Gaussienne des innovations, les résultats des estimations par la méthode du maximum de vraisemblance, et l'application de l'algorithme BHHH²⁰, sont donnés dans les annexes 1 et 2.

II-5/Analyse des Résultats de la modélisation de type ARCH :

Série de rendement USD/DA :

- Un résultat commun à tous les modèles, est la significativité de la plupart des coefficients tel que ϕ et θ (équation de la moyenne), ω , α , β , γ et δ (équation de la variance conditionnelle).
- D'après le tableaux 5, la persistance de la volatilité, mesurée par la somme $\alpha+\beta$, est la plus importante dans le modèles GARCH ($\alpha+\beta = 98.51\%$), elle est décroissante pour les autres modélisation, pour atteindre une valeur minimale de $\alpha+\beta = 90.28\%$, pour le modèle GJR-GARCH²¹. Ceci témoigne d'une persistance dans le choc, elle n'est cependant pas infinie, puisque le test de Wald sur $\alpha+\beta = 1$, est rejeté dans tous les cas.
- Les modèles faisant intervenir un coefficient d'asymétrie (EGARCH, GJR-GARCH, TARCH et AGARCH), confirme l'absence de «l'effet levier», ce résultat est commun aux résultats de tous les auteurs, qui ne trouve pas cet effet, dans les séries RLTC.
- Deux autres valeurs intéressantes, sont celles du maximum du log-vraisemblance, et le minimum de AIC. Le classement des modèles selon ces deux critères, montre que les quatre premier sont asymétriques (APARCH, AGARCH, TARCH et GJR), et parmi les quatre dernier, trois sont symétriques (IGARCH, GARCH et ARCH). Ce résultat est important, puisque ces mesure, désignent la distance, entre la distribution théorique et la distribution empirique.

Série de rendement EURO/DA

- La persistance de la volatilité, est la plus importante dans le modèles GARCH ($\alpha+\beta = 95.88\%$), elle est décroissante pour

les autres modélisation, pour atteindre une valeur minimale de $\alpha + \beta = 90.28\%$, pour le modèle NARCH. La mémoire de choc atteint une valeur maximale de

- On observe la même chose, en ce qui concerne l'effet levier, cet effet n'existe pas dans les séries RLTC EURO/DA.
- En vu des fonctions de log vraisemblance et des critères d'information, les quatre premiers sont asymétriques (APARCH, NARCH, EGARCH et TARCH), et parmi les quatre derniers, deux sont symétriques (IGARCH et ARCH).

Diagnostic des résidus :

Afin de valider les modèles précédents, nous procédons au diagnostic des résidus^{iv} issus de chacune des modélisations. Le résultat des tests de validations, de la modélisation des deux séries RLTC y_{usd} et y_{euro} , est le suivant :

- Hypothèse de normalité : Les tests de Jarque-Bera, Kolmogorov et le test du Khi-deux, rejettent l'hypothèse de normalité des résidus. la non normalité est maintenant admise, remédier à cette faiblesse, revient à considérer des distributions non gaussiennes des erreurs.
- Corrélation du premier ordre : la statistique de Ljung-box des résidus, accepte l'hypothèse d'indépendance. les erreurs ne sont plus autocorrélées d'ordre 1.
- Corrélation du second ordre : en vu de la statistique Q^2 (20), hormis le modèle ARCH(1) dans le cas de la série y_{usd} , tous les autres modèles éliminent la persistance dans la série des carrés des résidus.

^{iv} Les résultats des estimations et le diagnostic des résidus peuvent être demandés à l'auteur (malikbensafta@yahoo.fr).

processus	ARCH	GARCH H	EGARCH H	GJR	IGARCH
USD	2,62 %	5,98 %	6,37 %	7,02 %	6,36 %
EURO	2,35 %	3,36 %	3,81 %	3,22 %	3,25 %
processus	TARCH	APARCH	AGARCH H	NARCH H	NAARCH H
USD	7,04 %	7,10 %	7,04 %	6,51 %	5,69 %
EURO	3,78 %	4,32 %	1,81 %	3,89 %	2,94 %

Tableau 5 : Gain en log-vraisemblance

D'après le tableau 5, le gain en LV, des modélisation de la variance conditionnelle, par rapport à la modélisation ARMA, montre que les modèles APARCH, AGARCH, TARCH et GJR sont donc, les meilleurs candidats dans la modélisation de la variance conditionnelle de la série RLTC USD/DA. Les modèles APARCH, NARCH, EGARCH et TARCH sont les candidats de la modélisation de la variance conditionnelle de la série RLTC EURO/DA.

Quel modèle faut-il choisir?

Les précédents résultats (tableau 5), désigne le modèle APARCH, ayant le maximum du LV, cependant, un modèle plus simple est préférable à un autre, il faut alors combiner avec le critère du minimum des AIC et HQ. Ceci revient à utiliser le test du rapport de vraisemblance (test LR), pour départager les modèles pris deux à deux, pour respecter le principe de parcimonie.

Modèle	TARCH (7)	GJR (7)	NARCH (7)
APARCH (8)	1,0500	1,4514	11.050*
AGARCH (8)	0,0080	0,4094	10.008*

Tableau 6 : test LR, modélisation RLTC y_{USD}

Modèle	NARCH (7)	EGARCH (7)	TARCH (7)	GARCH (6)
APARCH (8)	8.2420*	9.7238*	10.3464*	18.2142*

Tableau 7 : test LR, modélisation RLTC y_{EURO}

Pour la modélisation de la volatilité de la série y_{USD} , le test LR retient les modèles GJR et TARCH, au lieu du modèle APARCH. Pour la série y_{euro} , le modèle APARCH détrône tous les autres. Cependant, il ne suffit pas de ces critères pour le choix du modèles, il faut tenir compte du pouvoir prédictif, ce qui fait l'objet de la section suivante.

Partie III : Prévisions

Comme nous l'avons mentionné au début, l'intérêt est d'appréhender le mouvement de la volatilité, et utiliser le modèle obtenu, pour effectuer des prévisions futures du RLTC du dinar algérien. A l'issu de l'étape de modélisation de la variance conditionnelle, nous avons retenu les modèles suivants :

Séries de rendement	Modélisation de la variance conditionnelle				
Classement Log Lik	1	2	3	4	5
USD/DA	APARCH	AGARCH	TARCH	GJR	NARCH
EURO/DA	APARCH	NARCH	EGARCH	TARCH	GARCH

Tableau 8 : classement des modèles

III-1/ Prévision de la volatilité :

En représentant les différentes prévisions de la variance conditionnelle ou volatilité, issues des processus (ARCH, GARCH, EGARCH, GJR, APARCH, TARCH et NARCH), et en la comparant aux variations des rentabilités $y_{USD,t}$ et $y_{euro,t}$, on remarque que :

- La volatilité est plus importante en périodes de forte variation de la rentabilité, et plus faible, en période de faible rentabilité.
- La volatilité des processus ARCH et GARCH, est plus importante, que celles modélisé par les processus asymétriques, lorsque il s'agit de période de fortes variations.

- On remarque qu'en période forte, la volatilité APARCH, est la plus faible, inversement, en période faible, la volatilité APARCH est plus importante. Il faut noter que le modèle APARCH, est le meilleur candidat de modélisation.

III-2/Prévisions de la RLTC et intervalles de prévisions :

Les figures 4, représentent les prévisions du RLTC, dans l'échantillon (In Sample), ceci en considérant les différentes modélisations de la variance conditionnelle. On présente les prévisions et intervalle de prévision pour les modèles ARMA, ARCH, GARCH, EGARCH, GJR-GARCH et APARCH des séries de RLTC y_{usd} et y_{euro} .

Les graphiques montrent que les intervalles de prévisions issus des modélisations de type ARCH, se resserrent lorsque la volatilité est faible, et qu'ils s'élargissent lorsque celle-ci est plus importante. Ce comportement est le résultat de l'intégration de la volatilité dans la construction des intervalles dynamique, ce qui n'est pas le cas dans la modélisation ARMA statique.

En fin de compte, on construit des intervalles, plus étroits en période d'accalmie, et d'autres, plus large, en période d'euphorie. Ceci est constater pour les deux séries de RLTC (Usd/Da et Euro/Da).

III-3/Prévisions de la volatilité Hors Echantillon :

Une analyse très importante, reste à entreprendre, il s'agit de comparer les caractéristiques de pouvoir prédictif des différentes modélisations. Pour se faire, nous présentons le calcul des RMSE (Root Mean Square Error) et MAE (Mean Absolute Error), pour un horizon de prévision allant de 1 à 18 jour, ce qui permettra de voir le comportement de chaque modèles à très court terme (1, 2 et 3 jours) et à des horizon plus lointains (16, 17 et 18 jours). (Tableau 13).

Calcul du RMSE et MAE (Horizon de moins d'une semaine) :

Modèle	1j		2j		3j	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
GJR	0.4818	0.3407	0.4257	0.3211	0.4932	0.4046
TARCH	0.5536	0.3915	0.4724	0.3401	0.5213	0.4166
APARCH	0.5565	0.3935	0.4775	0.3470	0.5198	0.4178
AGARCH	0.5519	0.3902	0.4711	0.3394	0.5207	0.4163

Tableau 9: RMSE et MAE (1 semaine), série RLTC y_{usd}

Calcul du RMSE et MAE (Horizon de la quatrième semaine) :

Modèle	16j		17j		18j	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
GJR	0.9993	0.8143	1.0081	0.9993	0.8143	1.0081
TARCH	1.0093	0.8256	1.0132	1.0093	0.8256	1.0132
APARCH	0.9941	0.8100	1.0187	0.9941	0.8100	1.0187
AGARCH	1.0089	0.8255	1.0129	1.0089	0.8255	1.0129

Tableau 10 : RMSE et MAE (4 semaine), série RLTC y_{usd}

Calcul du RMSE et MAE (Horizon de moins d'une semaine) :

Modèle	1j		2j		3j	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
EGARCH	0.1843	0.1303	0.1974	0.1606	0.4649	0.3367
TARCH	0.2173	0.1536	0.2242	0.1815	0.4771	0.3540
APARCH	0.2269	0.1604	0.2246	0.1803	0.4651	0.3465
NARCH	0.2181	0.1542	0.2291	0.1860	0.4859	0.3613

Tableau 11: RMSE et MAE (1 semaine), série RLTC $y_{\text{euro},t}$

Calcul du RMSE et MAE (Horizon de moins d'une semaine) :

Modèle	16j		17j		18j	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
EGARCH	1.0096	0.9042	1.0557	0.9425	1.0377	0.9261
TARCH	1.0101	0.9079	1.0535	0.9476	1.0361	0.9317
APARCH	0.9996	0.9007	1.0383	0.9404	1.0213	0.9247
NARCH	1.0181	0.9135	1.0627	0.9541	1.0463	0.9401

Tableau 12: RMSE et MAE (1 semaine), série RLTC $y_{\text{euro},t}$

Pour la série RLTC USD/DA La lecture du tableau 9, montre que le modèle GJR-GARCH est meilleur que les autres, dans les prévisions à très court terme (1, 2 et 3 jours. A horizon plus éloigné (16, 17 et 18 jours), le modèle APARCH produits de meilleurs résultats. , et mais aussi à horizon plus éloigné.

En procédant de la même manière, pour la des séries RLTC EURO/DA, nous avons constater que le modèle EGARCH est le meilleur modèle pour les prévisions à très court terme (1, 2 et 3 jours). Le modèle APARCH, minimise les fonctions de mesure d'erreur de prévisions pour des horizons plus éloigné (16, 17 et 18 jours).

Conclusion :

A l'issue de cette étude, nous savons que les séries de rendement du taux de change du dinar algérien, contre le dollar américain, et la monnaie européenne, des distributions empiriques léptokurtiques, plus étalées et plus pointues. L'étude de la volatilité montre l'existence d'une persistance de chocs, sur la volatilité future. Cependant, cette persistance n'est pas infinie.

On remarque aussi, que les modèles faisant intervenir des coefficients d'asymétrie, tel que APARCH, AGARCH, TARCH et GJR-GARCH, sur-performent les modèles ARCH et GARCH symétriques, ceci est un résultat de l'introduction du coefficient asymétrique, dans les équations de la variance, biens que l'effet asymétrique des chocs sur la volatilité « l'effet levier » ne soit pas présents, ce résultat est conforme aux études précédentes, sur la non présence de l'effet levier sur le marché des changes..

La prévision de la volatilité, montre que la volatilité est plus importante en périodes d'euphorie, et plus faible, en période d'accalmie. Les intervalles de prévisions issus des modélisations de type ARCH, se resserrent en période d'accalmie, et s'élargissent en période d'euphorie, ce qui n'est pas le cas dans la modélisation ARMA statique (Intervalle de largeur constante). Cette caractéristique, permet de construire des intervalles de prévisions plus fiables et moins coûteux. L'évaluation des modèles selon le pouvoir prédictif et les fonctions de mesure d'erreurs, permettent de distinguer les deux modèles GJR-GARCH et APARCH, pour la modélisation de la série y_{usd} . Selon le même principe, on distingue les deux modèles EGARCH et APARCH, pour la série EURO/DA.

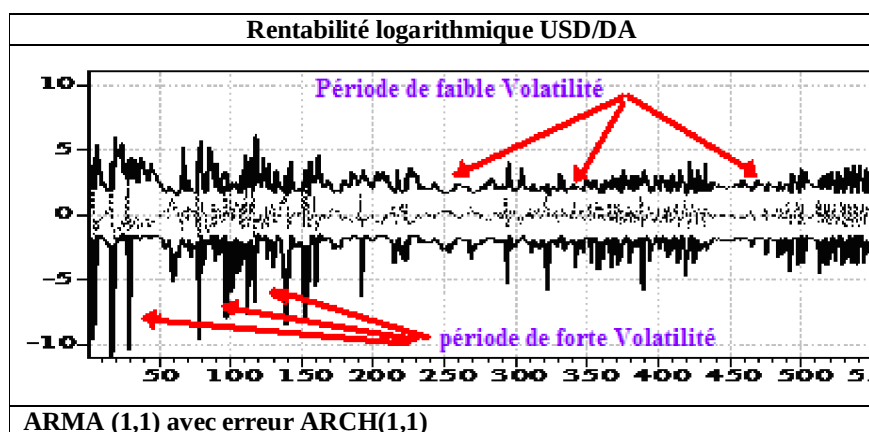
Afin de présenter les résultats empirique de cette étude, on présente ce tableau synoptique, dans lequel nous allons résumer l'ensemble des aboutissements.

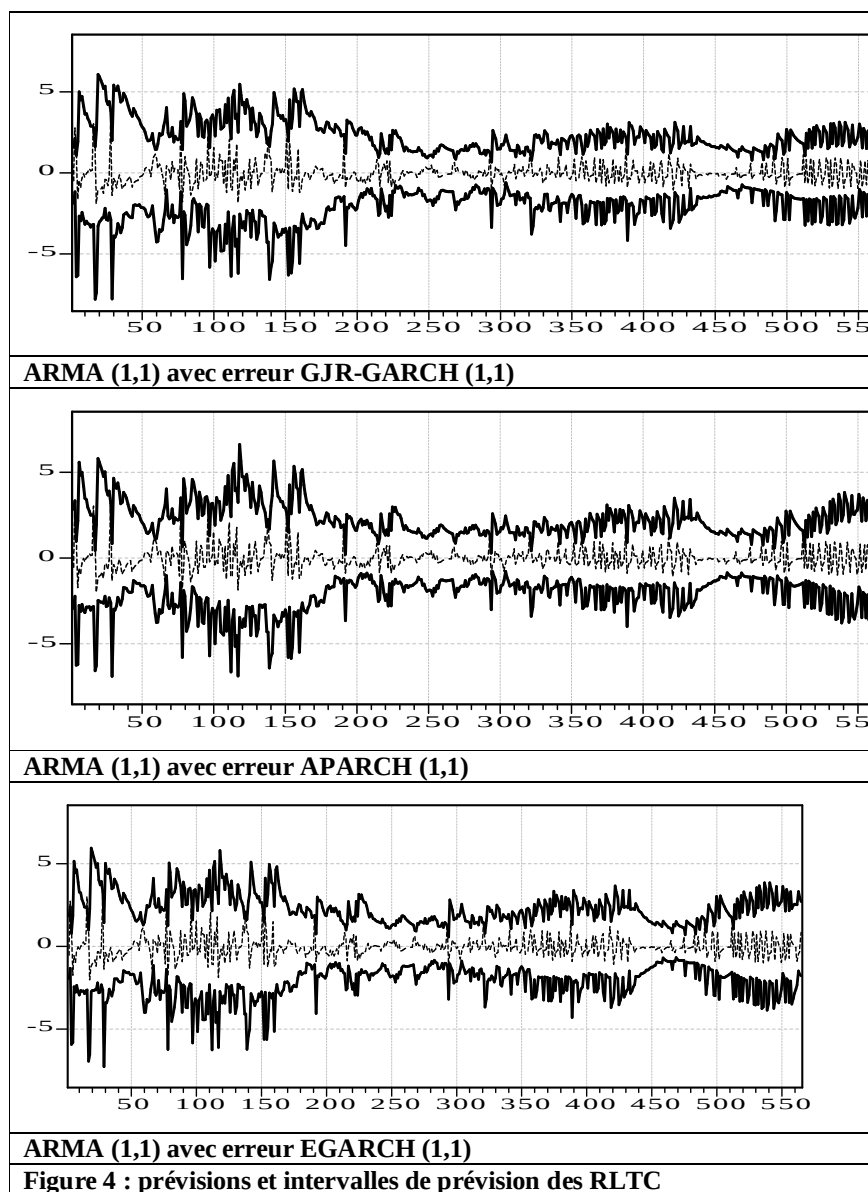
Observations	Rendement USD/DA	Rendement EURO/DA
Normalité	-	-
Asymétrie	+	+
Excès Kurtosis	+	+
Hétéroscédasticité	+	+
Persistance	+	+
Effet Levier	-	-
Min Log-Lik	APARCH	APARCH
Test LR	GJR- GARCH/TARCH	APARCH
Prévision 1 ^{ère} semaine	GJR-GARCH	APARCH/GJR- GARCH
Prévision 4 ^{ème} semaine	EGARCH	APARCH

Tableau 13: Synoptique des résultats empiriques obtenus.

Suite à tous ces résultats, il est maintenant évident que la volatilité des séries de RLTC dinar algérien, peut être décrite efficacement par la modélisation de la variance conditionnelle, de type ARCH. Amélioré ces résultats, tient à revoir l'hypothèse de normalité, il convient alors d'utiliser d'autres lois de distributions des erreurs, tel que la loi de Student ou la loi General error Distribution (GED). Ce qui permettra la prise en charge de la forte occurrence des valeurs extrêmes. Il est également très intéressant d'étudier les composantes permanente et transitoire, du taux de change, ainsi que l'existence des phénomène de mémoire longue, au moyen des modèles ARCH-composément et les processus intégrés fractionnaires²².

Nous pouvons également nous pencher sur la modélisation de la covariance conditionnelle, par l'application des processus de type GARCH multivariés²³. En effet, l'étude de la covariance conditionnelle et des corrélations entre les différentes séries de rendements trouve beaucoup d'application dans l'économétrie financière, tel que le calcul des ratios de couvertures dynamique (application à la couverture contre le risque de change²⁴), ou les estimations de la VaR (valeur à risque)²⁵, qui est actuellement une référence de calcul et gestion des risques financier, auxquelles sont confrontés les banques, les sociétés financières, les entreprises internationales et les États. La modélisation de la covariance conditionnelle est également très importantes dans la gestion des portefeuilles et la détermination de la diversification internationales, ainsi que la gestion du CAPM international²⁶.





Annexe Liste des équations :

Équation 1 : Équation de la moyenne

Équation 2 : Loi de distribution des erreurs

Équation 3 : Équation de la variance conditionnelle

Équation 4 : conditions de positivité de la variance et de stationnarité du processus

Équation 5 : log-vraisemblance d'un échantillon de variables aléatoires suivant une loi normale

Équation 6 : transformation Box-Cox de la variance conditionnelle

Équation 7 : fonction de translation et de rotation (fonction d'asymétrie)

Équation 8 : prévisions de la variance des erreurs

Équation 9 : prévisions de la variance des erreurs

Références Bibliographiques :

¹ Engle, Robert F. (1982), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation", *Econometrica* 50, 987-1008.

² Engle, R. (2000) "Financial Econometric: A new discipline with new methods", UCSD.

³ Bollerslev, T., R.Y. Chou and K.F. Kroner (1992), "ARCH Modelling in Finance: A Selective Review of the Theory and Empirical Evidence," *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.

⁴ Kroner, K.F. and Lastrapes, W.D. (1993) "The Impact of Exchange Rate Volatility on International Trade: Reduced form estimates using the GARCH-in-mean model" *Journal of International Money and Finance* (12) pp. 298 - 318.

⁵ Bollerslev, T. (1986): "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.

- ⁶ **Bollerslev, Tim et Jeffrey M. Wooldridge (1992)**, "Quasi Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models with time Varying Covariances", *Econometric Review* 11, 143-172.
- ⁷ **Nelson, Daniel B. (1991)**, "Conditional Heteroscedasticity In Asset Returns: A New Approach", *Econometrica* 59, 347-370.
- ⁸ **Glosten, L., R. Jagannathan, and D. Runkle (1993)**: "On the Relation Between Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks," *Journal of Finance*, 48, 1779–1801.
- ⁹ **Hentschel, L. (1995)**. "All in the family: Nesting symmetric and asymmetric GARCH models", *Journal of Financial Economics* 39, 71-104.
- ¹⁰ **Zakoian, J.-M. (1994)**: "Threshold Heteroskedasticity Models," *Journal of Economic Dynamics and Control*, 15, 931–955.
- ¹¹ **Schwert, G , (1989)**, "Why Does Stock Market Volatility Change Over Time ?". *Journal of finance*, 44, 1115-1153
- ¹² **Higgins, M.L. and Bera, A.K. (1992)** "A class of nonlinear ARCH models" *International Economic Review* (33) pp. 137 - 158.
- ¹³ **Ding, Zhuanxin, Clive W.J. Granger and Robert F. Engle, 1993**. "long memory property of stock market returns and a new model". *Journal of Empirical Finance* 1, 83-106.
- ¹⁴ **Engle, Robert F. et Victor K. Ng (1993)**, "Mesuring and Testing the Impact of News on Volatility", *Journal of Finance*, 48/5:1749-78.
- ¹⁵ **Lings, S . McAleer, M. (2002c)**, « Necessary and sufficient moment conditions for the GARCH(r,s) and APARCH (r,s) models ». *Econometric Theory*, 18, 722-729.
- ¹⁶ **Brockwell, P et Davis, R.A (1996)**, "Introduction to time series and Forecasting", edition Springer.
- ¹⁷ **Campbell, J, Y et Mac Kinlay (1997)**, "The Econometric of Financial Market", Princeton University Press.

- ¹⁸ **Lo, A.W. et MacKinlay A.C., (1989),** "The Size And The Power Of The Variance Ratio Test In Finit Samples : A Monte Carlo Investigation", Journal of Econometrics, v40, 203-238
- ¹⁹ **Levene, H. (1960),** "Robust Tests for the Equality of Variances," in I. Olkin, S. G. Ghurye, W. Hoeffding, W. G. Madow, and H. B. Mann (eds.), Contribution to Probability and Statistics, Stanford University Press.
- ²⁰ **Bernt E.K., Hall B.H., Hall R.E., Hausman J.A (1974),** "Estimation and Inference in Nonlinear Structural Models" , Annals of Economic and Social Measurement 3-4, 653-665.
- ²¹ **Bollerslev, Tim et Robert F. Engle (1993),** "Common Persistence in Conditional Variances", Econometrica 61, 166-187.
- ²² **Baillie, R.T., Bollerslev, T. et Mikkelsen, H.O., 1996,** "Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", Journal of Econometrics, 74, 3-30.
- ²³ **Tse, Y., and A. Tsui (2002):** "A Multivariate GARCH Model with Time-Varying Correlations," Journal of Business and Economic Statistics, 20, 351–362.
- ²⁴ **Malliaropulos, D. (1997):** "A Multivariate GARCH Model of Risk Premia in Foreign Exchange Markets," Economic Modeling, 14, 61–79.
- ²⁵ **Engle, R, Mangannelli, S (2001),** " Value at Risk model in finance", European Central Bank.
- ²⁶ **McKenzie, M., D. Brooks, R. Faff, and Y. Ho (2000):** "Exploring the Economic Rationale of Extremes in GARCH Generated Betas. The Case of U.S. Banks," Quarterly Review of Economics and Finance, 40, 85–106.