

MODELISATION DE VOLATILITE DU TAUX DE CHANGE DU DINAR ALGERIEN/ EURO

BOUMAALI Djamal

Maitre de conférences B ENSSEA

MESBAHI Mahmoud

Maitre-assistant A à l'université de Médéa

RESUME :

Dans cette étude de recherche, on va présenter le système de modélisation et de prévision du taux de change Algérien / Euro, en utilisant un modèle linéaire ARMA et non linéaire avec effet ARCH / GARCH. D'après l'étude on a trouvé que les dynamiques des taux de change suivent bien un modèle non linéaire. et que les capacités prédictives du modèle linéaire est très faible. Une évaluation des prévisions du modèle MA(1) avec effet GARCH(1,1) et d'un modèle Moyenne mobile stationnaire MA(1) montre que ce dernier ne peut pas battre le modèle MA(1) avec effet GARCH(1,1) en termes de prédiction.

Mots clés: Taux de change, modélisation, ARMA, ARCH / GARCH, prévision.

I. INTRODUCTION

La prévision du taux de change est l'un des sujets de recherche en macroéconomie et en finance internationale qui a fait couler beaucoup d'encre durant les dernières décennies.

Depuis leur introduction par Engle (1982), les modèles ARCH connaissent de plus en plus de développements et des applications, notamment dans l'Économétrie de la finance et la description des séries de rendement d'actifs financiers, comme en témoigne le panorama rapporté par Bollerslev et Kroner (1994). 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 dynamique. 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 par rapport en Euro issus des différents processus ARMA et ARMA avec effet ARCH, on étudie également la prévision du taux de change.

- Application aux données du taux de change du dinar Algérien/ Euro

I. Les données :

Considérons la série $TDAE_t$ représentant l'évolution de taux de change Dinar algérien (**DZD**) contre **Euro**, les informations de ces derniers ont été extraites du site de "www.banque-france.fr". Notre période s'étale du 02/ 2000 au 12/ 2011 respectivement, soit 143 observations mensuelles¹. (Voir fig.3.1).

II. Méthodologie :

Nous commençons notre application par une étude analytique des propriétés classiques de la série $TDAE_t$, qui englobe une étude de la stationnarité, à travers les tests de l'autocorrélation et de racine unitaire, on présentera, la série issue de la stationnarisation, pour laquelle, on établira notre étude. L'étude de la série débute par l'analyse classique de la notion de stationnarité.

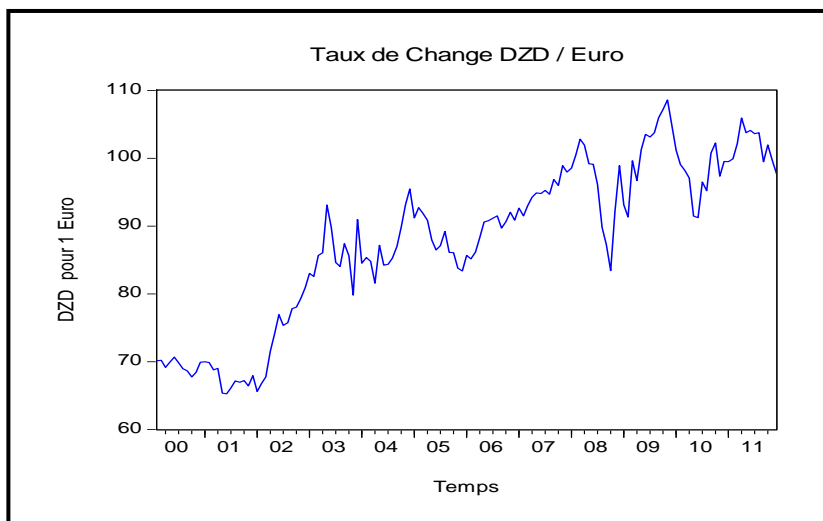


Fig.1 : Présentation graphique du Taux de change DZD/Euro

La figure [1] révèle l'existence d'une tendance croissante pour la série $TDAE$ (donc a priori une non stationnarité des séries), pour confirmer ou contester cela il convient d'appliquer un test de racine unitaire, plus particulièrement celui d'ADF (Augmented Dickey Fuller).

¹ Les données proviennent de l'agence **Reuters d'Afrique du Nord**. Nous n'avons pas pu obtenir les données pour 2012 et 2013. Notons que notre objectif n'est la prévision elle-même, mais plutôt la méthode de modélisation.

Tab.1 : Résultat des Tests ADF sur $TDAE_t$

Série	Modèle	Stat. ADF	Stat. Théorique
$TDAE_t$	6	-3,278*	-3,441
	5	-1,709*	-2,881
	4	0,578*	-1,943
Observation H0		Accepter	

(*) : L'hypothèse nulle est acceptée à un niveau de confiance de 5%.

Elaborer à l'aide de logiciel Eviews (6.0).

L'hypothèse de non stationnarité est acceptée (présence de la racine unité), ainsi les résultats obtenus de ces tests confirment certaines propriétés observées généralement sur le marché du taux de change.

Afin de tester la présence de racine unitaire d'ordre supérieur, nous allons réitérer le test ADF sur la série différenciée d'ordre un ; le tableau suivant récapitule les résultats de ce test

Tab.2 : Résultat des Test double ADF

Sur la série $TDAE_t$ différenciée d'ordre un ($\Delta TDAE_t$)

Série	Modèle	Stat. ADF	Stat. Theor
$\Delta TDAE_t$	6	-3.558*	-3,441
	5	-1.589*	-2,881
	4	0.072*	-1,943
Observation H0		Accepter	

(*) :L'hypothèse nulle est acceptée à un niveau de confiance de 5%.

En faisant le test sur la série différenciée une fois ($\Delta TDAE_t$), on observe là aussi que l'ADF Test Statistic est toujours supérieure aux valeurs critiques : H_0 est encore acceptée, et donc la série $\Delta TDAE_t$ possède elle aussi une racine unitaire et n'est donc pas stationnaire.

Le test de Dickey & Fuller appliqué cette fois-ci à $\Delta^2 TDAE_t$ donne les résultats suivants :

Tab. 3 : Résultat des Test double ADF
Sur la série $TDAE_t$ différenciée d'ordre deux $\Delta(\Delta TDAE_t)$

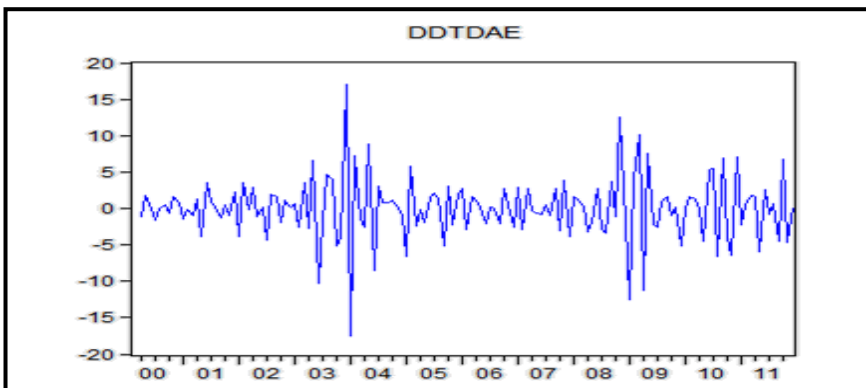
Série	Modèle	Stat. ADF	Stat. Theor
$\Delta(\Delta TDAE_t)$	6	-10.185*	-3,441
	5	-10.219*	-2,881
	4	-10.256*	-1,943
Observation H_0		Rejeter	

(*) :L'hypothèse nulle est acceptée à un niveau de confiance de 5%.

Cette fois-ci, le test de Dickey & Fuller permet de rejeter H_0 , $\Delta(\Delta TDAE_t)$ n'a pas de racine unitaire, donc la série $\Delta(\Delta TDAE_t)$ est **stationnaire**.

La série est stationnaire. L'étude portera dorénavant sur la série différenciée $\Delta(\Delta TDAE_t)$ stationnaire. (Voir fig.2)

Fig.2 : Présentation graphique de la série différencie $\Delta(\Delta TDAE_t)$
(Stationnaire)



Le graphe de la série DDTDAE montre quelle est stationnaire oscillant autour de (0). Le corrélogramme de la série stationnaire $\Delta(\Delta TDAE_t)$ fait apparaître un seul pic (01) dans l'autocorrélation simple, trois pics (03) dans l'autocorrélation partiel et ressemble donc à un corrélogramme d'un processus ARMA². (pour le corrélogramme de la série $\Delta(\Delta TDAE_t)$)

III. La modélisation ARMA et ARMA avec effet ARCH / GARCH de DDTDAE

3.1. Modélisation sous ARMA

Après avoir estimé plusieurs modèles, la méthode de Box – Jenkins nous a permis de retenir le modèle MA (1).

Remarque : l'identification des modèles s'est faite sur la base de minimisation du critère Akaike (AIC) et Schwarz Criterion (SC) et maximisation de log likelihood (LV).

Tab. 4 : Résultat d'estimation des paramètres MA (1)

Coefficient MA (1)	Estimations	t-Student
MA(1)	- 1.006	-117.57
LV	-347.25	
AIC	4.939	
SC	4.960	

Analyse des résidus :

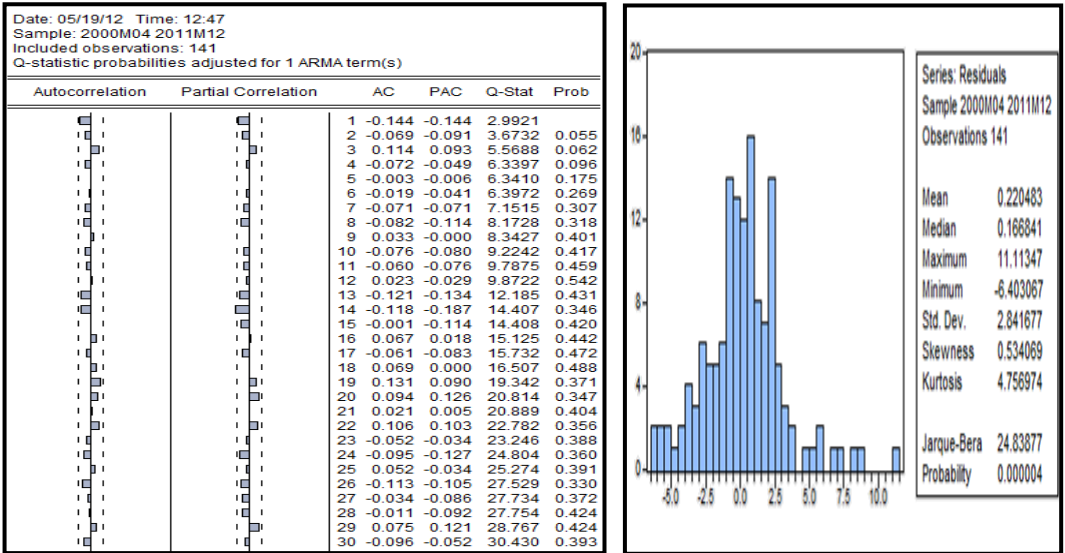
A l'étape d'adéquation, le modèle retenu ne présente pas des résidus bruit blanc. (voir fig .3)

En effet, nous appliquons les tests d'absence d'autocorrélations des résidus de Ljung – Box ($Q-stats$). A partir du corrélogramme des résidus nous remarquons que la statistique de : $Q-stats$ Pour un retard de (15) : $Q(15)=$

² : Le corrélogramme simple permet d'identifier un modèle $MA(p)$ tandis que le corrélogramme partiel permet d'identifier un modèle $AR(q)$.

14,408 est inférieur $\chi^2(15) = 24,99$ au seuil de 5 %, en conséquence on rejette l'hypothèse nulle de l'absence d'autocorrélation des résidus.

Fig.3 : Corrélogramme des résidus issus de l'estimation MA(1)/
Statistique descriptives et test de Normalité des résidus issus de modèle MA(1)



• **Test de normalité :**

On sait que S suit la loi normale de paramètre (0, 6/n) et k suit la loi normale de paramètre (3, 24/n), alors nous effectuons le test suivant :

- Test de **Skewness** = $\gamma_1 = \frac{|S - 0|}{\sqrt{\frac{6}{n}}} = \frac{|0,534 - 0|}{\sqrt{\frac{6}{141}}} = 2,592 > 1.96$
- Test de **Kurtosis** = $\gamma_1 = \frac{|k - 3|}{\sqrt{\frac{24}{n}}} = \frac{|4,756 - 3|}{\sqrt{\frac{24}{141}}} = 4,262 > 1.96$

Nous rejetons l'hypothèse de normalité des résidus. Se résultats est confirmé par la statistique de Jarque-Bera (**24.838**).

On pourrait se satisfaire de cette modélisation ARMA, pourtant un simple examen de corrélogramme des résidus au carré, nous indique une dépendance de type non linéaire .Ceci nous conforte dans l'estimation d'un modèle de type

ARCH/GARCH. Mais avant de se lancer dans la modélisation ARCH/GARCH, nous allons procéder au test LM.

3.2. Test de présence d'effet ARCH : Test LM

Le test LM permet de détecter la présence de l'effet ARCH. L'application à notre série de $\Delta(\Delta TDAE_t)$ fournit les résultats suivants

Tab. 5 : Résultat du test LM sur les résidus issus de la modélisation MA (1)

Test LM	ARCH (1)	ARCH (2)
Statistique LM	13,68*	15,05*

* : Valeurs supérieures au de la loi $\chi^2_{(n)}$ au seuil de signification de 1%.

Le test LM de présence d'effet ARCH, est positif (en faveur d'hétéroscédasticité des résidus, issus de la modélisation MA (1) pour un ordre de retard important. Ceci est en conformité avec le corrélogramme d'autocorrélation partielle des résidus aux carrés. En effet, pour la série $\Delta(\Delta TDAE_t)$, la série des résidus au carrés, issus de la modélisation MA (1), présente une autocorrélation partielle d'ordre 1,2 significativement différente de zéro. De ce fait, nous allons estimer un ARCH (2) pour la série $\Delta(\Delta TDAE_t)$.

3.3. Modélisation sous ARMA avec effet ARCH / GARCH :

La modélisation de type ARCH (3) est définie par les deux équations suivantes :

$$dtdae_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \text{ et } \varepsilon_t = z_t \cdot \sqrt{h_t}$$

$$h_t = E(\varepsilon_t^2 / \varepsilon_{t-1}) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

Tab. 6 : Résultats d'estimation de MA (1) – ARCH (3) de la série $\Delta(\Delta TDAE_t)$:

Coefficients	Estimations	T. de Student
Théta1 (MA (1))	-0.98	-72.04
Estimation des paramètres de l'équation de la variance conditionnelle		
Alpha0 (C)	2.98	4.54
Alpha1 (Resid (-1)*2)	0.38	2.97
Alpha2 (Resid (-2)*2)	0.33	2.30
LV (Log likelihood)	-332.469	
AIC	4.742	
SC	4.856	

D'après le tab.6, tous les coefficients de l'estimation sont significatifs. Nous avons effectué également un diagnostic des résidus standardisés $z_t = \hat{\varepsilon}_t / \hat{h}_t^{1/2}$ issus de la modélisation MA (1) – ARCH (2).

Tab. 7 : Diagnostic des résidus standardisés
issus de la modélisation MA (1) – ARCH(2)

Statistiques	Coefficients
Skewness	-0.082
Kurtosis	3.625
Jarque - Bera (JB)	2.457

Nous effectuons le test suivant :

- Test de **Skewness** $\gamma_1 = \frac{|S - 0|}{\sqrt{\frac{6}{n}}} = \frac{|-0,082 - 0|}{\sqrt{\frac{6}{141}}} = 0,398 < 1.96$

- Test de **Kurtosis** = $\gamma_1 = \frac{|k - 3|}{\sqrt{\frac{24}{n}}} = \frac{|3,625 - 3|}{\sqrt{\frac{24}{141}}} = 1,516 < 1.96$

Nous acceptons l’hypothèse de normalité des résidus.

Ce résultat est très encourageant du fait que la modélisation ARCH (p) est équivalente à une modélisation GARCH d’ordre inférieur, tout en assurant les contraintes de positivité des coefficients. Pour ce faire, nous allons considérer une modélisation GARCH (1,1) , GARCH (1,2)³ définie par l’équation de la variance conditionnelle suivante : $h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}^2$

Tab.8 : Résultat d’estimation de MA (1) – GARCH (1,1) de la série $\Delta(\Delta TDAE_t)$

Coefficients	Estimations	T. de Student
Alpha0 (C)	0.392	1.756
Alpha1 (Resid (-1)*2)	0.239	2.611
Beta1 (GARCH (-1))	0.736	8.240
Alpha1 + Beta1	0.975	
LV	-328.700	
AIC	4.719	
SC	4.802	

³ : Bollerslev, Chou et Kroner (1992) proposent une revue de littérature exhaustive des modèles de type GARCH. Ils montrent que la spécification GARCH (1,1) est préférée dans la plupart des cas.

Pour garantir la positivité de la variance, les paramètres sont tels que $\alpha_0 > 0$ et $\alpha_1, \beta_1 \geq 0$ avec la condition $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ assure que la variance conditionnelle des ε_t soit fini (Bollerslev, 1986).

Les résultats de l'estimation des paramètres de modèle ARMA (1,1) – GARCH (1,1) sont résumés au tableau 7.

D'après le tableau 7, tous les coefficients de l'estimation sont significatifs, de la même façon nous avons fait un diagnostic des résidus standardisés issus de la modélisation MA(1)- GARCH (1,1), les résultats sont données dans le Tableau 8 :

Tab. 9: Diagnostic des résidus standardisés Issus de la modélisation MA (1) – GARCH (1,1)

Statistiques	Coefficients
Skewness	0.080
Kurtosis	3.670
Jarque - Bera (JB)	2.794

La comparaison du diagnostic des résidus des trois modèles, nous permet de constater que :

- Le modèle MA (1) – GARCH (1,1) présente les coefficients de Kurtosis le plus petit par rapport aux autres modèles (modèle MA (1) et modèle MA (1)-ARCH (2)).
- Le modèle MA (1) – GARCH (1,1) présente les valeurs maximale du log – vraisemblance.
- Le modèle MA (1) – GARCH (1,1) présente les valeurs minimales des quantités d'information AIC et de SC.
- Pour ce qui est du non normalité des séries résiduelles, les résultats sont identiques dans les modélisations de la variance (modèle MA (1)- ARCH (2)), le test de normalité est accepté qu'au modelé MA (1)- GARCH (1,1) .

3.4. Prévision :

Soit $TDAEF_t(h)$ (la série recolorée), alors la prévision à l'horizon h de prix Spot du Brent s'écrit sous forme :

$$TDAEF_{t+1}(h) = TDAEF_t(h) + \frac{1}{2} VAR(\hat{\varepsilon}_t(h))$$

Où : $VAR(\hat{\varepsilon}_t(h)) = \sigma_{1.T.p}^2 = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 \varepsilon_t^2$ exprime la variance des erreurs de prévision.

On se propose à présent, de réaliser la prévision du taux de change DZD/ Euro, en considérant une modélisation MA (1) – GARCH (1,1) estimée sous la loi Normale, car, à l'étape de comparaison et l'évaluation par le maximum de LV et le minimum des critères AIC et SC, ce modèle été le meilleur.

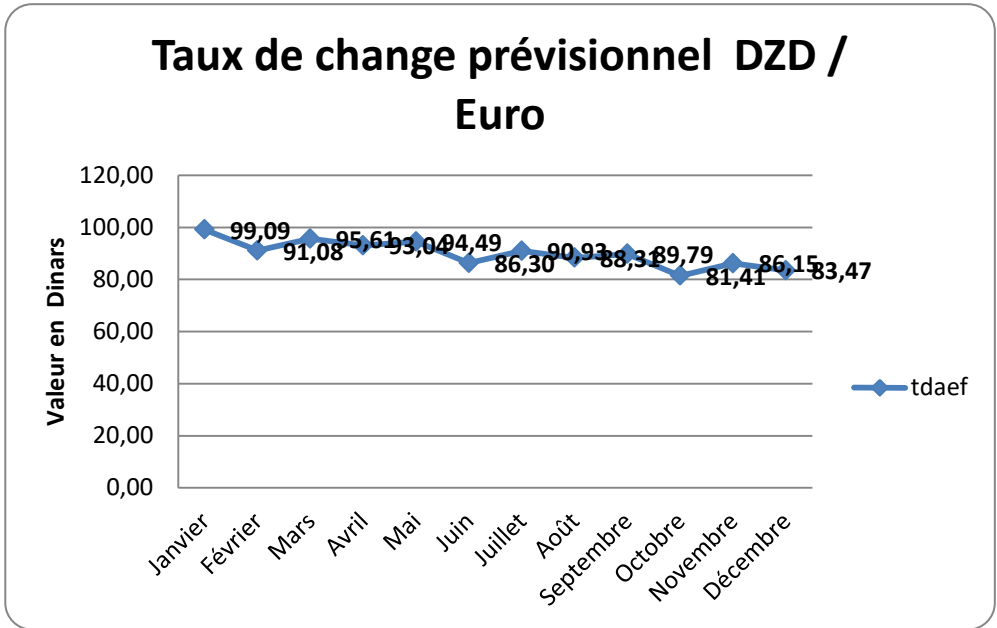
On présente, dans ce qui suit, les valeurs de cette prévision et le graphe associé, pour la série $TDAE_t$.

Tab. 3.1: Prévision de la série $TDAE_t$, pour un Horizon h égale à 12 mois
(Soit de Janvier 2012 –Décembre 2012)

N° d'obs.	Date	Taux de change DZD/Euro	N° d'obs.	Date	Taux de change DZD/Euro
1	01/ 2012	99,09 DA*	7	07/ 2012	90,93 DA
2	02/ 2012	91,08 DA	8	08/ 2012	88,31 DA
3	03/ 2012	95,61 DA	9	09/ 2012	89,79 DA
4	04/ 2012	93,04 DA	10	10/ 2012	81,41 DA
5	05/ 2012	94,49 DA	11	11/ 2012	86,16 DA
6	06/ 2012	86,29 DA	12	12/ 2012	83,48 DA

* : par exemple au 01/2012, le taux de change d'e 1 € égale à 99.09 DZD

Fig.3.6: Présentation graphe de prévision de taux de change DZD / Euro
issus du modèle MA (1) - GARCH (1, 1) sous la loi Normal pour un horizon
de 12 mois
Du 01 /2012 au 12 /2012



CONCLUSION

Du point de vue des qualités prévisionnelles, on observe que la modélisation MA(1) avec effet GARCH (1,1) bat les modèles linéaire ARMA, ce qui induirait que les variations des taux de change pour les séries caractérisées par une Volatilité sont prévisibles.

L’apport principal de notre analyse est que l’on est capable de battre, sur certains horizons, la simple marche aléatoire, nous ne pourrons pas pour autant affirmer que le marché de change de ces monnaies, notamment pour ce du Euro contre le dinar algérien répond à une logique chartiste.

BIBLIOGRAPHIE :

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. **Higgins, ML. and Bera, A.K. (1992)** "A class of nonlinear ARCH models" *International Economic Review* (33) pp. 137 - 158.
7. **Ding, Zhuangxin, 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.
8. **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.
9. **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.
10. **Bollerslev, Tim et Robert F. Engle (1993)**, "Common Persistence in Conditional Variances", *Econometrica* 61, 166-187.
11. **Baillie, R.T., Bollerslev, T. et Mikkelsen, H.O., 1996**, "Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 74, 3-30.
12. **Tse, Y., and A. Tsui (2002):** "A Multivariate GARCH Model with Time-Varying Correlations," *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 351–362.
13. **Malliaropoulos, D. (1997):** "A Multivariate GARCH Model of Risk Premia in Foreign Exchange Markets," *Economic Modeling*, 14, 61–79.
14. **Engle, R, Mangannelli, S (2001)**, "Value at Risk model in finance", European Central Bank.
15. **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.