التنبؤ باستعمال نماذج الانحدار الذاتي العامة المشروطة بعدم تجانس التباين (GARCH) الموسمية مع تطبيق عملي

أ.م.د. فارس طاهر حسن/ كلية الادارة والاقتصاد / جامعة بغداد
الباحث/ بريدة برهان كاظم

المستخلص :

يتناول البحث أحدى نماذج الانحدار الذاتي المعممة المشروطة بعدم تجانس التباين بوجود عنصر الموسمية، لغرض تطبيقها على البيانات المالية اليومية عالية التردد التي تتميز بوجود عدم التجانس الموسمي المشروط ، فقد تم الاعتماد على ما يسمى بانموذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم تجانس التباين الموسمي الذي يرمز له أختصارا (SGARCH) والذي أثبت فاعليته بالتعبير عن ظاهرة الموسمية على العكس من نماذج GARCH الاعتيادية . وقد تلخص عمل البحث بدراسة البيانات اليومية لسعر صرف لدينار مقابل الدولار ، فقد تم أستخدام دالة الارتباط الذاتي للكشف عن وجود الموسمية أولا، بعد ذلك تم تشخيص وجود مشكلة عدم التجانس ، مرورا بمرحلة التقدير باستخدام طريقة الامكان الاعظم الشرطية وعلى أفتراض أن الخطأ العشوائي يتوزع توزيعا طبيعيا مع التطبيق على أكثر من رتبة للنموذج الموسمي ، ثم تحديد رتبة الانموذج الملائم باستخدام العديد من المعايير الخاصة وصولا الى مرحلة التنبؤ ، وقد تبين من خلال مراحل التطبيق على بيانات الدراسة أن أفضل أنموذج للتنبؤ بالتقلبات هو (SGARCH (1,0)(1,0 .

المصطلحات الرئيسة للبحث /عدم التجانس الموسمي المشروط ، الموسمية .

مجلة العلوم
الاقتصادية والإدارية
العدد 96 المجلد 23
الصفحات 341ـ 362

*البحث مستل من رسالة ماجستير

المقدمة

شغلت السلاسل الزمنية نطاق واسع في العديد من مجالات الحياة العملية ولعل أهم هذه المجالات هي المجالات الاقتصادية بشكل عام ومجال المال بشكل خاص والتي تشتمل في دراستنا هذه سعر صرف الدينار العراقي مقابل الدولار الامريكي ، وقد لوحظ على نطاق واسع أن الانماط الموسمية يمكن أن توجد في هيكلية التباين المشروط ، من هنا ظهر الاهتمام بدراسة نماذج (seasonal GARCH) التي تعرض العديد من الميزات المشابهة لنماذج GARCH القياسية .

مشكلة البحث

تظهر مشكلة عدم تجانس التباين في السلاسل الزمنية والتي تؤدي الى خلل في تقدير معلمات النموذج وتعاني السلاسل الزمنية الموسمية من نفس المشكلة وهي عدم تجانس التباين لذلك كانت مشكلة البحث هي دراسة السلاسل الزمنية التي تعاني من عدم تجانس التباين الموسمي والذي يظهر بشكل جلي في الظواهر الاقتصادية ومنها أسعار صرف الدينار العراقي مقابل الدولار الامريكي .

هدف البحث

أن الظواهر الاقتصادية تعاني بشكل كبير من عدم تجانس التباين وأن وجود سلاسل زمنية موسمية للظواهر الاقتصادية أوجب علينا أيجاد نماذج تعالج هذه المشاكل مع بعضها ، لذلك فأن هدف البحث كان تطبيق نماذج الانحدار الذاتي المعممة المشروطة بعدم تجانس التباين الموسمية SGARCH وذلك على بيانات يومية لاسعار صرف الدينار العراقي مقابل الدولار الامريكي .

الجانب النظري

تستخدم العديد من نماذج السلاسل الزمنية في التنبؤ بالسلاسل الزمنية المالية ، ومنها نماذج (BOX-JENKINS) التي ترتكز على فرض ثبات تباين الخطأ العشوائي . وعلى الرغم من ذلك توجد العديد من السلاسل الزمنية التي تظهر صورا من السكون النسبي متبوعا بفترات من التقلبات الشديدة ، أي أن هناك ظهورا واضح لعدم ثبات التباين ، وهذا ما دعى إلى إيجاد نماذج تأخذ بنظر العناية عدم تحقق هذا الفرض .

نماذج الانحدار الذاتي المعممة المشروطة بعدم تجانس التباين الموسمية المضاعفة : $SGARCH(p,q)\times(P,Q)s$

Multiplicative seasonal Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models

تزايد الاهتمام باستخدام نماذج التقلبات الموسمية[18] أذ تستخدم هذه النماذج لتوصيف الانماط الموسمية بشكل أفضل والذي يكون واضحا وبشكل يثير الاهتمام في كثير من السلاسل الزمنية المالية التي تسلك السلوك الموسمي ، أذ أن الانماط الموسمية تعد المصدر الرئيس لتقلبات السلاسل الزمنية وذلك في البيانات التي تتسم بالترددات العالية[13] التي تمتاز بعدم ثبات التباين ، ولقد طور كل من الباحثين (Baillie &Bollerslev) عام (1990) هذه النماذج لتوصيف عمليات التقلب الموسمية المعتمدة على الزمن أذ وجد أن الارتباط الذاتي لمربعات البواقي يكون معنوي عند الازاحات الموسمية مثل (الاسبوع أو الشهر أو الفصل) ومع ذلك يجب عدم أهمال الارتباطات الذاتية عند الازاحات غير الموسمية ، أذ أن مايميز نماذج التقلبات الموسمية المضاعفة أنها تكون مناسبة للسلاسل الزمنية أينما وجد الارتباط الذاتي معنوي عند كل من الازاحات الموسمية (seasonal lags) والازاحات غير الموسمية المتاخمة (adjacent non – seasonal lags) [5] ، فأن أنموذج SGARCH يكون مقيد بشرط أن التباين الشرطي يجب أن يستخدم المعلومات لكل من البواقي التربيعية الماضية والتباينات الشرطية المزاحة ، كما أن أنموذج (SGARCH) يمكن أن يختزل الى أنموذج (SARCH) الذي يتضمن فقط البواقي التربيعية الماضية[15] .

نماذج $SGARCH\ (p,q) \times (P,Q)s$ يمكن أن تعرف بالشكل الاتي :-

$$y_t = \mu + \epsilon_t \quad ....(1)$$

$$z_t \approx iid\ N(0,1)$$

$$\epsilon_t = z_t \sqrt{h_t}$$

z_t سلسلة مستقلة ومتماثلة التوزيع (*Identically Independent distribution*) وتتبع التوزيع الطبيعي القياسي بمتوسط صفر وتباين واحد .

ان معادلة التباين المشروط لإنموذج *GARCH* الموسمي المضاعف تعطى بالشكل الاتي [15] :

$$h_t = \sigma^2{}_t = \omega + \sum_{i=1}^{p+Ps} \alpha_i\ \epsilon^2{}_{t-i(s)} + \sum_{j=1}^{q+Qs} \beta_j\ h_{t-j(s)} \ ....(2)$$

أذ ان

$$\alpha_i \geq 0 \qquad for\ i = 1,2, \ldots \ldots \ldots, p + Ps \quad , \omega > 0$$

$$\beta_j \geq 0 \qquad for\ j = 1,2, \ldots \ldots \ldots, q + Qs$$

وأن s تمثل الفترة الموسمية (**Seasonal period**)

يمكن أن تكتب معادلة التباين الشرطي لإنموذج **SGARCH** بشكل اخر[1] :

نفرض $u_t = \epsilon^2{}_t - h_t$

حيث أن u_t سلسلة غير مرتبطة بالأضافة الى انها غير متماثلة التوزيع .

وأن $E\ u_t = 0$

$$Cov\,(u_t\ ،\ u_{t-j}) = 0 \quad \textbf{For all } j > 0$$

وبأعادة ترتيب الحدود نحصل على $h_t = \epsilon^2{}_t - u_t$

وبالتعويض في معادلة التباين لإنموذج **SGARCH(p,q)×(P,Q)s** نحصل على

$$\epsilon^2{}_t - u_t = \omega + \sum_{i=1}^{p+Ps} \alpha_i\ \epsilon^2{}_{t-i(s)} + \sum_{j=1}^{q+Qs} \beta_j \left(\epsilon^2{}_{t-j(s)} - u_{t-j} \right)$$

** الاشتقاق من قبل الباحث [1] .

$$\epsilon^2{}_t = \omega + \sum_{i=1}^{p+Ps} \alpha_i\ \epsilon^2{}_{t-i(s)} + \sum_{j=1}^{q+Qs} \beta_j\ \epsilon^2{}_{t-j(s)} + u_t - \sum_{j=1}^{q+Qs} \beta_j\, u_{t-j(s)}$$

$$\epsilon^2{}_t = \omega + \sum_{i=1}^{max(p+Ps\ ,q+Qs)} (\alpha_i + \beta_i)\, \epsilon^2{}_{t-i(s)} + u_t - \sum_{j=1}^{q+Qs} \beta_j\, u_{t-j(s)}$$

$$\epsilon^2{}_t = \omega + \sum_{i=1}^{r} (\alpha_i + \beta_i)\, \epsilon^2{}_{t-i(s)} + u_t - \sum_{j=1}^{q+Qs} \beta_j\, u_{t-j(s)} \quad (3)$$

حيث ان $r = max(p + Ps\ , q + Qs)$

ان المعادلة (3) يمكن عدها **Seasonal ARMA (m ,q) × (M , Q)s** ، علما ان **m= max(p,q)** ، **M= max(P,Q)** ، ويتحقق هذا التمثيل من خلال المعادلة الاتية :

$$\{1 - [\emptyset(L) - \theta\,(L)]\}\ \Phi(L^s)\ \epsilon^2{}_t = \omega + \theta(L)\ \Theta\,(L^s)\ u_t \quad \ldots\ldots(4)$$

حيث ان L^s تمثل عامل الازاحة الخلفي الموسمي **Seasonal Back Shift Operator**

وباستخدام ($u_t = \epsilon^2{}_t - h_t$) مرة اخرى وبتعويضها في (4)

$$\{1 - [\emptyset(L) - \theta(L)]\}\, \Phi(L^s)\, \epsilon^2{}_t = \omega + \theta(L)\, \Theta(L^s)\, [\epsilon^2{}_t - h_t]$$

$$\{1 - [\emptyset(L) - \theta(L)]\}\, \Phi(L^s)\, \epsilon^2{}_t = \omega + \theta(L)\, \Theta(L^s)\, \epsilon^2{}_t - \theta(L)\, \Theta(L^s)\, h_t$$

حيث ان :

$$\emptyset(L) = 1 - \sum_{i=1}^{p} \emptyset_i L^i \quad ، \quad \theta(L) = 1 - \sum_{j=1}^{q} \theta_j L^j$$

$$\Phi(L^s) = 1 - \sum_{i=1}^{p} \Phi_i L^{s(i)} \quad ، \quad \Theta(L^S) = 1 - \sum_{j=1}^{Q} \Theta_j L^{s(j)}$$

وباعادة ترتيب الحدود

$$\theta(L)\, \Theta(L^s)\, h_t = \omega + [\, \theta(L)\, \Theta(L^s) - \{1 - [\emptyset(L) - \theta(L)]\}\Phi(L^s)]\epsilon^2{}_t$$

نحصل على إنموذج **GARCH** الموسمي المضاعف

$$\theta(L)\, \Theta(L^s)\, h_t = \omega + \alpha(L)\epsilon^2{}_t \quad \ldots\ldots(5)$$

حيث ان

$$\alpha(L) = \theta(L)\, \Theta(L^s) - \{1 - [\emptyset(L) - \theta(L)]\}\Phi(L^s)$$

وان فروض الاستقرارية لمربعات البواقي ($\epsilon^2{}_t$) التي تمثل إنموذج ***Seasonal ARMA(m,q) ×(M,Q)s*** تتمثل بالاتي [9] :-

1-كل متعددات الحدود $\{1 - [\emptyset(L) - \theta(L)]\}\Phi(L^s) = 0$ تقع خارج دائرة الوحدة (***outside unit circle***)

2- $\sum_{j=0}^{\infty} \psi^2{}_j < \infty$ أذ ان $\psi^s{}_j$ متسلسلة من الثوابت تم الحصول عليها من العلاقة :

$$\psi(L)\{1 - [\emptyset(L) - \theta(L)]\}\Phi(L^s) = \theta(L)\, \Theta(L^s)$$

حيث ان

$$\psi(L) = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j\, L^j$$

الكشف عن الموسمية :-

يتم التاكد من وجود عنصر الموسمية باستخدام التحليل البياني للسلسلة الزمنية والذي يتضح من خلال التقلبات المتكررة على نفس الوتيرة بفترات زمنية ثابتة والمعرفة المسبقة بسلوك السلسلة الزمنية ، كذلك يتم الكشف عن النمط الموسمي باستخدام الاختبارات الإحصائية ومنها :

اختبار كروسكال واليس :- **Kruskall - wallis Test**

وهو اختبار لامعلمي يعد امتداد لاختبار **(Mann-Whitney)**،باستثناء استخدامه لاختبار الفروق عند وجود عدد أكبر من المجموعات (أي أكثر من مجموعتين) [11] ويتمثل شكل هذا الاختبار بما يأتي :-

H_0 : لاتوجد موسمية في السلسلة الزمنية

H_1: توجد موسمية في السلسلة الزمنية

أن قبول الفرضية الصفرية يعني عدم وجود تأثير موسمي في بيانات السلسلة الزمنية ، أما إذا تم رفض الفرضية الصفرية وقبول الفرضية البديلة دلَ ذلك على وجود الموسمية في بيانات السلسلة الزمنية [11].
أن معيار الاختبار يعطى بالشكل الأتي [4] :

$$KW = \left[\frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^{K} \frac{R^2_i}{n_i} \right] - 3(N+1) \quad \sim \quad x^2_{(K-1)} \dots (6)$$

أذ ان :
R_i : تمثل مجموع رتب المشاهدات المقابلة للفصل i
n_i : تمثل عدد المشاهدات المقابلة للفصل i
K : الدورة (period) التي تساوي 4 في المشاهدات الفصلية ، 5 في المشاهدات اليومية 12 في المشاهدات الشهرية وهكذا .
N : عدد المشاهدات ، وان $N = \sum_{i=1}^{K} n_i$

ويتم اتخاذ القرار برفض الفرضية الصفرية (Null hypothesis) أذا كانت $KW > x^2_{(K-1)}$ بمعنى أن السلسلة الزمنية تحتوي على الموسمية ، وبخلافه تقبل الفرضية الصفرية (Null hypothesis) .

التشخيص :-

تعد مرحلة التشخيص المرحلة الأهم من مراحل بناء نماذج السلاسل الزمنية ففي هذه المرحلة يتم تشخيص الإنموذج أستنادا الى البيانات المتاحة ،ونظرا لعدم أستقرارية معظم السلاسل الزمنية الاقتصادية وبالاخص المالية لذلك يتم تحويل سلسلة الاسعار الى سلسلة العوائد التي تتميز باستقراريتها وتذبذبها حول الوسط ، و أن سلسلة العوائد تستند الى التعريف الرياضي الاتي [12] :-

$$y_t = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right) = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1}) \quad \dots(7)$$

ولتشخيص نماذج SGARCH يتم استخدام كل من الاختبارين الاتيين ليتم التعرف من خلالهما عن وجود مشكلة عدم تجانس تباين الخطأ العشوائي (Heteroscedasticity) .

أولا - اختبار (Ljung-Box Test):-

عام 1978 استحدث كل من الباحثين (Ljung & Box) هذا الاختبار والذي يستخدم على نطاق واسع لإختبار عشوائية أخطاء السلسلة الزمنية عن طريق حساب معاملات الارتباط الذاتي للبواقي لمجموعة من الإزاحات ، وأن فرضية الاختبار تكتب بالصيغة الاتية [7] :

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = \rho_m = 0 \quad for\ k = 1,2, \dots \dots \dots, m$$

$$H_1 : \rho_k \neq 0 \quad for\ some\ value\ of\ k$$

وان إحصاءه الاختبار تعطى بالعلاقة الآتية [8] :

$$Q_{LB} = n(n+2) \sum_{k=1}^{m} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \qquad \sim x^2_{(m-p)} \dots (8)$$

إذ إن :
n تمثل حجم العينة .
m عدد الإزاحات للارتباط الذاتي .
P عدد المعلمات المقدرة في النموذج .

$\hat{\rho}_k^{\,2}$ تمثل مقدرات معاملات الارتباط الذاتي لسلسلة البواقي $\epsilon_t = y_t - \mu$ و لمربع سلسلة البواقي $\epsilon_t^{\,2}$ ثم يتم مقارنة قيمة أحصاءة الاختبار Q_{LB} مع القيمة الجدولية لاختبار $x^2{}_{(m-p)}$ ولمستوى دلالة α ، فأذا كان $Q_{LB} > x^2{}_{(m-p)}$ دل ذلك على رفض فرضية العدم وقبول الفرضية البديلة بمعنى وجود مشكلة عدم تجانس التباين (*Heteroscedasticity*) [17].

أما اذا كان $Q_{LB} < x^2{}_{(m-p)}$ دل ذلك على عدم رفض فرضية العدم أي ان الاخطاء $\epsilon_t = y_t - \mu$ عشوائية ولا توجد مشكلة عدم تجانس التباين أي لا يوجد تأثير (*Heteroscedasticity*) [17]

ثانيا – أختبار ARCH Test :-

عام 1982 أقترح (Angle) أختبار يستخدم لبيان وجود مشكلة عدم تجانس تباين الخطأ العشوائي **Heteroscedasticity** من عدمه ، ويستند هذا الاختبار على مضاعف لاكرانج **(Lagrange Multiplier)**، الذي يتميز ببساطة حسابه والسهولة النسبية لاشتقاقه [6]، فعلى سبيل المثال لاختبار نماذج **(ARCH)** يتم تطبيق الاختبار بتقدير $y_t = \mu + \epsilon_t$ باستخدام طريقة المربعات الصغرى مع الاحتفاظ بالبواقي الناتجة من التقدير، ثم بعد ذلك يتم حساب مربعات البواقي ثم القيام بتقدير أنحدار مربعات البواقي $\epsilon^2{}_t$ على مربعات البواقي للفترات السابقة [6،] ، أي

$$\epsilon^2{}_t = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \ \epsilon^2{}_{t-i} + u_t$$

إذ يتم حساب معامل التحديد R^2 للمعادلة اعلاه ، ثم بعد ذلك حساب احصاءة مضاعف لاكرانج (LM) الذي يخضع لتوزيع x^2 بدرجة حرية (p) ومستوى معنوية α . وأن فرضية الاختبار تعطى كالأتي :

$$H_0{:}\,\alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_p = 0$$
$$H_1{:}\,\alpha_1 \neq \alpha_2 \neq \cdots \neq \alpha_p \neq 0$$

وأن أحصاءة مضاعف لاكرانج تعطى بالعلاقة الآتية :

$$LM = T \times R^2 \sim x^2{}_{(p)} \quad \dots (9)$$

علما أن **T** : تمثل حجم العينة **(Sample size)** .

P: عدد المعلمات المقدرة في النموذج .

وتحت فرضية العدم المتمثلة في أن الأخطاء متجانسة إذا كان $LM > x^2{}_{(p)}$ نرفض فرضية العدم أي توجد مشكلة عدم تجانس تباين الخطأ (*Heteroscedasticity*) ووجود تأثير ل (*ARCH*) وبخلافه نقبل فرضية العدم أي لاتوجد مشكلة عدم تجانس تباين الخطأ وبالتالي لا يوجد تأثير ل (*ARCH*) [1].

التقدير :-

تعد طريقة الإمكان الأعظم الشرطية من أكثر الأساليب شيوعا للتقدير ، إذ يتم استخدامها في تقدير نماذج التقلب المشروطة التي تنطلق من فرضية أن للأخطاء توزيع معين والذي عادة ما يكون توزيع طبيعي .

بالاستناد الى فرضية أن الأخطاء تتبع التوزيع الطبيعي $f(\epsilon_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h_t}} \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{\epsilon^2{}_t}{h_t}\right)$

يتم تقدير إنموذج **SGARCH (p,q)× (P,Q)s** كالأتي [2]:-

إن متجه المعلمات يعطى بالشكل الأتي :

$$\theta = (\omega, \alpha_1, \dots\dots\dots, \alpha_{p+P_s}, \beta_1, \dots\dots\dots, \beta_{q+Q_s})$$

$$V'_t = \frac{\partial h_t}{\partial \theta} = (1, \epsilon^2_{t-1(s)}, \dots\dots\dots, \epsilon^2_{t-(p+P_s)}, h_{t-1(s)}, \dots\dots\dots, h_{t-(q+Q_s)})$$

عندما **p=1 , q=1 , P=1 ,Q=1, S=5** اي $SGARCH(1,1)\times(1,1)_5$ ، وبذلك يكون متجه المعلمات $\theta = (\omega, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2)$.

وان دالة اللوغاريتم الطبيعي ولحجم n تكتب بالشكل الأتي :

$$L(\theta) = L(\omega, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2) = \sum_{t=1}^{n} I_t(\omega, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2)$$

أذ أن

$$I_t(\omega, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2) = -\frac{1}{2}\ln(h_t) - \frac{1}{2}\left(\frac{\epsilon^2_t}{h_t}\right)$$

وان

$$h_t = \omega + \alpha_1 \epsilon^2_{t-1} + \alpha_2 \epsilon^2_{t-5} + \beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-5}$$

وبإيجاد المشتقة الجزئية للوغاريتم الطبيعي لمتجه المعلمات أي $I_t(\omega, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2)$

$$\frac{\partial I_t}{\partial \omega} = -\frac{1}{2h_t} + \frac{\epsilon^2_t}{2h^2_t}$$

$$\frac{\partial I_t}{\partial \alpha_1} = -\frac{\epsilon^2_{t-1}}{2h_t} + \frac{\epsilon^2_t \epsilon^2_{t-1}}{2h^2_t}$$

$$\frac{\partial I_t}{\partial \alpha_2} = -\frac{\epsilon^2_{t-5}}{2h_t} + \frac{\epsilon^2_t \epsilon^2_{t-5}}{2h^2_t}$$

** الاشتقاق من قبل الباحث [2]

$$\frac{\partial I_t}{\partial \beta_1} = -\frac{h_{t-1}}{2h_t} + \frac{\epsilon^2_t h_{t-1}}{2h^2_t}$$

$$\frac{\partial I_t}{\partial \beta_2} = -\frac{h_{t-5}}{2h_t} + \frac{\epsilon^2_t h_{t-5}}{2h^2_t}$$

وان المشتقة الجزئية ل (L)

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = \sum_{t=1}^{n} \frac{1}{2h_t} V'_t \left(\frac{\epsilon^2_t}{h_t} - 1\right)$$

اذ ان

$$V'_t = \frac{\partial h_t}{\partial \theta} = (1, \epsilon^2_{t-1}, \epsilon^2_{t-5}, h_{t-1}, h_{t-5})$$

إن عناصر مصفوفة فشر (**Fisher Information Matrix**) يمكن إيجادها كالأتي :

$$J_{\theta\theta} = -E\left[\frac{\partial^2 J_{\theta\theta}}{\partial\theta\partial\theta'}\right] = \begin{bmatrix} I_{\omega\omega} & I_{\omega\alpha_1} & I_{\omega\alpha_2} & I_{\omega\beta_1} & I_{\omega\beta_2} \\ I_{\alpha_1\omega} & I_{\alpha_1\alpha_1} & I_{\alpha_1\alpha_2} & I_{\alpha_1\beta_1} & I_{\alpha_1\beta_2} \\ I_{\alpha_2\omega} & I_{\alpha_2\alpha_1} & I_{\alpha_2\alpha_2} & I_{\alpha_2\beta_1} & I_{\alpha_2\beta_2} \\ I_{\beta_1\omega} & I_{\beta_1\alpha_1} & I_{\beta_1\alpha_2} & I_{\beta_1\beta_2} & I_{\beta_1\beta_1} \\ I_{\beta_2\omega} & I_{\beta_2\alpha_1} & I_{\beta_2\alpha_2} & I_{\beta_2\beta_1} & I_{\beta_2\beta_2} \end{bmatrix}$$

يتم الحصول أولا على عناصر مصفوفة (**Hessian**)

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\omega^2} = -\frac{1}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial{\alpha_1}^2} = -\frac{\epsilon^4_{\,t-1}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial{\beta_1}^2} = -\frac{h^2_{\,t-1}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial{\alpha_2}^2} = -\frac{\epsilon^4_{\,t-5}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial{\beta_2}^2} = -\frac{h^2_{\,t-5}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\omega\,\partial\alpha_1} = -\frac{\epsilon^2_{\,t-1}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\omega\,\partial\alpha_2} = -\frac{\epsilon^2_{\,t-5}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\omega\,\partial\beta_1} = -\frac{h_{t-1}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\omega\,\partial\beta_2} = -\frac{h_{t-5}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\alpha_1\,\partial\alpha_2} = -\frac{\epsilon^2_{\,t-1}\,\epsilon^2_{\,t-5}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\alpha_1\,\partial\beta_1} = -\frac{\epsilon^2_{\,t-1}\,h_{t-1}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\alpha_1\,\partial\beta_2} = -\frac{\epsilon^2_{\,t-1}\,h_{t-5}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\alpha_2\,\partial\beta_1} = -\frac{\epsilon^2_{\,t-5}\,h_{t-1}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 \mathrm{I_t}(\theta)}{\partial\alpha_2\,\partial\beta_2} = -\frac{\epsilon^2_{\,t-5}\,h_{t-5}}{2h^2_{\,t}}\left(\frac{2\epsilon^2_{\,t}}{h_t} - 1\right)$$

$$\frac{\partial^2 I_t(\theta)}{\partial\beta_1\,\partial\beta_2} = -\frac{h_{t-1}h_{t-s}}{2h^2{}_t}\left(\frac{2\epsilon^2{}_t}{h_t} - 1\right)$$

بالتالي فأن عناصر مصفوفة المعلومات تكون كالأتي :

$$I_{\omega\omega} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{1}{h^2{}_t} \quad \dots(10)$$

$$I_{\omega\alpha_1} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^2{}_{t-1}}{h^2{}_t} \quad \dots(11)$$

$$I_{\omega\alpha_2} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^2{}_{t-s}}{h^2{}_t} \quad \dots(12)$$

$$I_{\omega\beta_1} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{h_{t-1}}{h^2{}_t} \quad \dots(13)$$

$$I_{\omega\beta_2} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{h_{t-s}}{h^2{}_t} \quad \dots(14)$$

$$I_{\alpha_1\alpha_1} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^4{}_{t-1}}{h^2{}_t} \quad \dots(15)$$

$$I_{\beta_1\beta_1} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{h^2{}_{t-1}}{h^2{}_t} \quad \dots(16)$$

$$I_{\beta_2\beta_2} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{h^2{}_{t-s}}{h^2{}_t} \quad \dots(17)$$

$$I_{\alpha_1\beta_1} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^2{}_{t-1}h_{t-1}}{h^2{}_t} \quad \dots(18)$$

$$I_{\alpha_1\alpha_2} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^2{}_{t-1}\,\epsilon^2{}_{t-s}}{h^2{}_t} \quad \dots(19)$$

$$I_{\alpha_1\beta_2} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^2{}_{t-1}h_{t-s}}{h^2{}_t} \quad \dots(20)$$

$$I_{\alpha_2\beta_1} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^2{}_{t-s}h_{t-1}}{h^2{}_t} \quad \dots(21)$$

$$I_{\alpha_2\beta_2} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^2{}_{t-s}h_{t-s}}{h^2{}_t} \quad \dots(21)$$

$$I_{\beta_1\beta_2} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{h_{t-1}\,h_{t-s}}{h^2{}_t} \quad \dots(22)$$

$$I_{\alpha_2\alpha_2} = \frac{1}{2n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\epsilon^4{}_{t-s}}{h^2{}_t} \quad \dots(23)$$

ثم يتم التعويض بالصيغة الآتية لإيجاد المقدرات

$$\theta_{j+1} = \theta_j + J^{-1}{}_{\theta\theta}\left(\theta_j\right)\nabla L\left(\theta_j\right) \quad \dots(24)$$

معايير اختيار رتبة النموذج

إن اختيار الإنموذج الأنسب (الأفضل) هو جوهر تحليل البيانات لان ذلك يعود في نهاية المطاف بنتائج تنبؤ جيدة .

وأن أكثر المعايير المستخدمة :-

أولا : معيار معلومات أكايكي : (AIC) Akaikes Information criterion

قدم الباحث (Hirotugu Akaiki) عام (1973) معيارا يطلق عليه معيار معلومات اكايكي الذي يرمز له اختصارا (AIC)، والذي يعد من أكثر المعايير شيوعا لمعرفة أفضل إنموذج يمثل البيانات [14] وان صيغة المعيار تعطى كالأتي[3] :

AIC = -2 (Maximum likelihood)+2K …(25)

اذ ان K تمثل عدد معلمات الإنموذج

ويتم اختيار رتبة الإنموذج التي تكون مقابلة لأقل قيمة لمعيار AIC .

ثانيا : معيار معلومات شوارتز (SIC) Schwarz Information criterion

قدم الباحث (Gideon Schwarz) عام (1978) معيار معلومات جديد يطلق عليه معيار Schwarz والذي يرمز له اختصارا (SIC)، وقد طور هذا المعيار لمعالجة مشكلة النقص في الاتساق الذي يعاني منه معيار AIC [14] إذ يفرض SIC حد جزاء أشد من AIC والمتمثل بالحد (k ln(n)) [4] وان صيغة المعيار تعطى كالأتي [15] :

SIC= -2 (Maximum likelihood)+k ln(n) …(26)

ويتم اختيار رتبة الإنموذج التي تكون مقابلة لأقل قيمة لمعيار SIC .

ثالثا : معيار معلومات حنان – كوين : (H-Q) Hannan-Quinn criterion

أن صيغة المعيار تكتب كالأتي[1]:

$$H-Q=-2\,(\text{Maximum likelihood})+2kC\ln(\ln n)/n \quad C>2..(27)$$

ويتم اختيار رتبة الإنموذج التي تكون مقابلة لأقل قيمة لمعيار $H-Q$.

فحص مدى ملائمة النموذج :-

تعد عملية فحص الإنموذج المقدر من الإجراءات المهمة لبيان فيما إذا كان الإنموذج المقدر ملائم لتفسير البيانات بشكل جيد ، حتى يمكن الانتقال بعد ذلك لمرحلة التنبؤ بالقيم المستقبلية التي تعد آخر الخطوات وأهمها ، ويتم ذلك بعد أثبات وجود نموذج يلائم البيانات بشكل جيد ليتم أستخدامه لحساب التنبؤات المستقبلية .

في هذا الإطار يتم فحص الإنموذج وتدقيقه باستخدام تحليل سلسلة البواقي القياسية (standardized residual) التي تستخدم للتحقق من مدى ملائمة إنموذج التباين المشروط[12] .

سلسلة البواقي القياسية تعطى بالصيغة الآتية[17]: $\hat{Z}_t=\frac{\hat{\epsilon}_t}{\sqrt{\hat{h}_t}} \ldots(28)$

إذ إن

$\hat{Z}_t$ تمثل سلسلة البواقي القياسية .

$\hat{\epsilon}_t$ تمثل سلسلة البواقي ، والتي يتم حسابها من الصيغة الاتية $\hat{\epsilon}_t=y_t-\hat{\mu}$

$\hat{\sigma}_t=\sqrt{\hat{h}_t}$ تمثل سلسلة الانحراف المعياري المشروط .

إن سلسلة الانحراف المشروط $\hat{\sigma}_t$ يتم حسابها بأخذ الجذر التربيعي بعد تقدير المعلمات للنماذج المدروسة .

لكي نتأكد من أن البواقي القياسية (Standardized innovations) تخضع للتوزيع الطبيعي فأننا نلجأ لدراسة البواقي من خلال طريقتين تستخدمان للتأكد من التوزيع الطبيعي للبواقي ،تتمثل الأولى باستخدام رسم التوزيع التكراري (Histogram)، أما الثاني يمثل منحنى الاحتمال الطبيعي (Normal Probability Plot) من خلاله أذا كانت البواقي تتبع التوزيع الطبيعي فإنها تقع على طول الخط المائل تقريبا [12].

كذلك يتم تطبيق كل من اختبار(Ljung-Box) على مربع سلسلة البواقي القياسية $\hat{Z}^2{}_t$ وذلك للتأكد من حل مشكلة عدم ثبات تباين الخطأ ، اي بيان مدى الملاءمة بالنسبة لمعادلة التباين (Volatility equation) [15]، واختبار (ARCH Test) يتم تطبيقه أيضا على مربع سلسلة البواقي القياسية وذلك لبيان مدى الملائمة بالنسبة لمعادلة التباين (التقلبات) [1].

التنبؤ :- Forecasting

يعد التنبؤ احد أهم أهداف نمذجة السلاسل الزمنية [12] ، وهو يمثل المرحلة الأخيرة من مراحل تحليل السلسلة الزمنية التي لايمكن الوصول اليها بدون أن يجتاز الإنموذج كافة الفحوص والاختبارات التشخيصية وذلك للتأكد من صحة الإنموذج المستخدم في التنبؤ .

وفيما يأتي توضيح التنبؤ لنماذج SGARCH

أن التنبؤ لإنموذج $\text{SGARCH}(p,q) \times (P,Q)_5$ عندما تكون المعلمات الاعتيادية والموسمية مساوية للواحد ، اي $\text{SGARCH}(1,1) \times (1,1)_5$ كالاتي [3]:

$$h_t = E(\epsilon^2{}_t \,|I_t) = \hat{\omega} + \alpha_1\, \epsilon^2{}_{t-1} + \alpha_2\ \ \epsilon^2{}_{t-5} + \beta_1\, h_{t-1} + \beta_2 h_{t-5}$$

The 1 -step forecast

$$h_{t+1} = E(\epsilon^2{}_{t+1} \,|I_t) = \hat{\omega} + \hat{\alpha}_1\, \epsilon^2{}_t + \hat{\alpha}_2\ \ \epsilon^2{}_{t-4} + \hat{\beta}_1\, h_t + \hat{\beta}_2 h_{t-4}$$

$$\hat{\omega} + \hat{\alpha}_1 E(\ \epsilon^2{}_t|I_t\ ) + \hat{\alpha}_2 E(\epsilon^2{}_{t-4}\ |I_t\ ) + \hat{\beta}_1 E(h_t|I_t) + \hat{\beta}_2 E(h_{t-4}|I_t\ )=$$

$$\hat{\omega} + \hat{\alpha}_1 h_t + \hat{\alpha}_2 h_{t-4} + \hat{\beta}_1\, h_t + \hat{\beta}_2 h_{t-4} \quad =$$

$$h_{t+1} = \ \hat{\omega} + (\hat{\alpha}_1 + \hat{\beta}_1\ )h_t + (\hat{\alpha}_2 + \hat{\beta}_2\ )h_{t-4}$$

The 2 -step forecast

$$h_{t+2} \ = \ E(\epsilon^2{}_{t+2}\ |I_t) = \hat{\omega} + \hat{\alpha}_1 E(\ \epsilon^2{}_{t+1}|I_t\ ) + \hat{\alpha}_2 E(\epsilon^2{}_{t-3}\ |I_t\ ) + \hat{\beta}_1 E(h_{t+1}|I_t)\ + \hat{\beta}_2 E(h_{t-3}|I_t\ )$$

$$\hat{\omega} + \hat{\alpha}_1 h_{t+1} + \hat{\alpha}_2 h_{t-3} + \hat{\beta}_1\, h_{t+1} + \hat{\beta}_2 h_{t-3} \quad =$$

$$h_{t+2} = \ \hat{\omega} + (\hat{\alpha}_1 + \hat{\beta}_1\ )h_{t+1} + (\hat{\alpha}_2 + \hat{\beta}_2\ )h_{t-3}$$

** [3] الاشتقاق من قبل الباحث.

The L -step forecast

$$h_{t+l} = E(\epsilon^2_{t+l} | I_t) = \hat{\omega} + (\hat{\alpha}_1 + \hat{\beta}_1) h_{t+l-1} + (\hat{\alpha}_2 + \hat{\beta}_2) h_{t+l-5}$$

وبذلك تكون الصيغة العامة لحساب التنبؤ لنماذج $SGARCH(p,q) \times (P,Q)_s$ كالاتي :

$$h_{t+l} = \hat{\omega} + \sum_{i=1}^{p+P_s} \hat{\alpha}_i h_{t+l-i(s)} + \sum_{j=1}^{q+Q_s} \hat{\beta}_j h_{t+l-j(s)} \ \ldots(29)$$

وأن التنبؤ لنماذج التقلبات المستخدمة **(SGARCH)** تم باستخدام طريقة التنبؤ ضمن العينة **(In – Sample Forecast)** ، وأن الغرض من هذه الطريقة هو أختبار القدرة التنبؤية للنموذج[12].

وقد توفرت العديد من المعايير لتقييم دقة التنبؤ ضمن العينة منها :-

1-متوسط مربعات الخطأ (MSE) Mean Square Error

يعرف هذا المعيار بأنه معدل الفرق التربيعي بين كل من التباين الفعلي(r_t^2) وتقلبات التنبؤ h_t [12].

وبذلك فأن صيغة **(MSE)** تعطى كالأتي :-

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} (r_t^2 - \hat{h}_t)^2 \ \ldots(30)$$

إذ إن

$\hat{h}_t$ تمثل التباين المقدر .

r_t^2 تمثل التباين الفعلي .

2-الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (RMSE) Root Mean Square Error [10]

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} (r_t^2 - \hat{h}_t)^2} \qquad t = 1,2,\ldots\ldots,n \ \ldots(31)$$

3- متوسط مطلق الخطأ Mean Absolute Error (MAE) [12]

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} |r_t^2 - \hat{\sigma}_t^2| \ \ldots(32)$$

4- متوسط مطلق الخطأ النسبي Mean Absolute *Percentage Error* (MAPE) [16].

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \frac{|r_t^2 - \hat{\sigma}_t^2|}{r_t^2} \ \ldots(33)$$

الجانب التطبيقي :-

وصف البيانات :-

البيانات التي نحن بصدد دراستها وتحليلها ،هي عبارة عن البيانات اليومية لأسعار الصرف للدينار العراقي مقابل الدولار الأمريكي وتمتد بيانات الدراسة للمدة من (2010/1/4) إلى (31 /2014/12) وتمثل (1303) مشاهدة .

قبل البدء بتحليل السلسلة الزمنية يجب أخذ فكرة عامة عن بيانات الدراسة

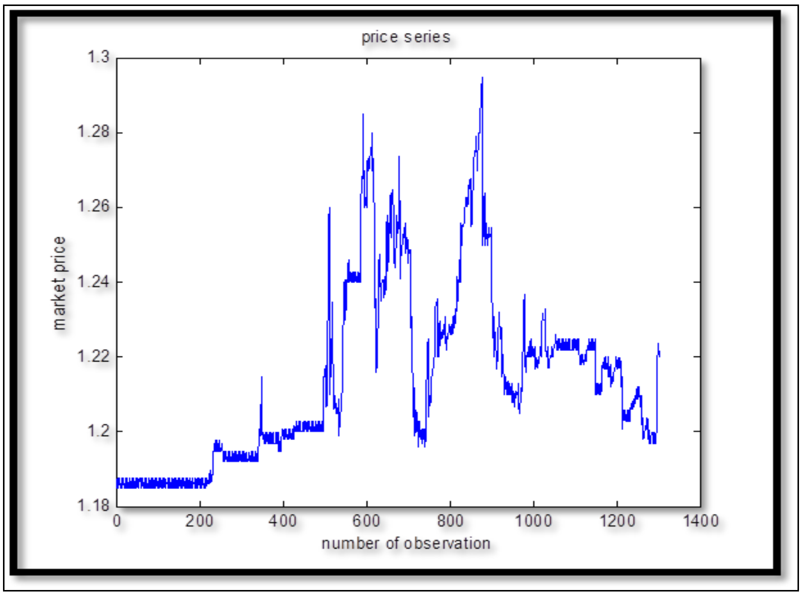
جدول رقم (1) بعض المقاييس الإحصائية لبيانات السلسلة الزمنية .

المؤشر		القيمة
Mean	المتوسط	1.214137
Median	الوسيط	1.210000
Maximum	أكبر قيمة	1.295000
Minimum	أصغر قيمة	1.185000

المصدر : مخرجات برنامج (Mat lab) .

يتبين من الجدول رقم (1) أن أعلى سعر صرف بلغ (1.295000) ألف دينار كان في سنة (2013) وأن أدنى سعر بلغ (1.185000) ألف دينار كان في سنة (2014) كذلك يوضح الجدول المتوسط والوسيط إذ بلغ كل منهم على التوالي (1.214137، 1.210000) .

الشكل (1) رسم السلسلة الزمنية لأسعار الصرف للمدة من (2010-2014) .



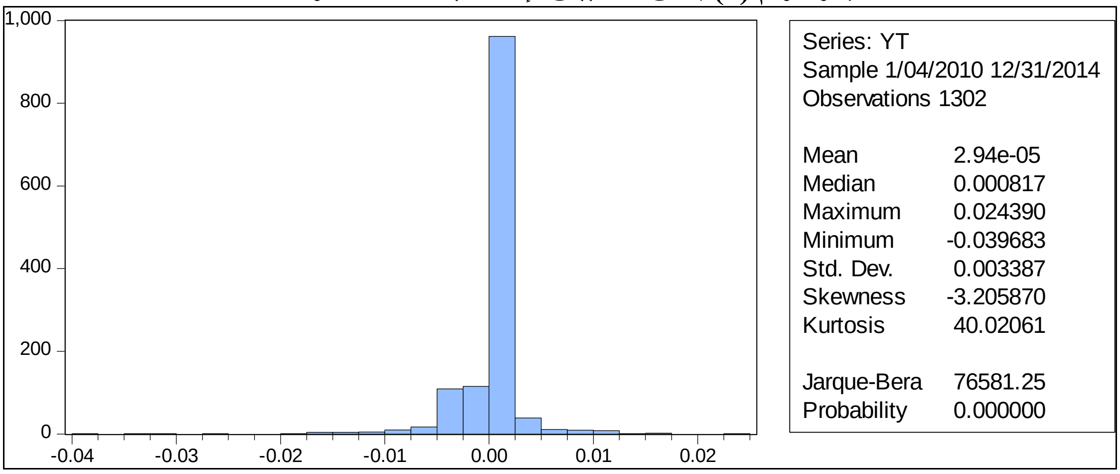
المصدر : مخرجات برنامج (Matlab).

يتضح من الشكل (1) أن السلسلة الزمنية لأسعار الصرف غير مستقرة في المتوسط .

بعد التأكد من عدم استقرارية السلسلة الزمنية لابد من تحويل سلسلة الأسعار(price series) إلى سلسلة العوائد (Return series) للحصول على سلسلة مستقرة التي تمثل سلسلة البحث ويتم ذلك باستخدام التحويل اللوغارتمي الذي يستند إلى التعريف الرياضي الأتي :

$$y_t = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1})$$

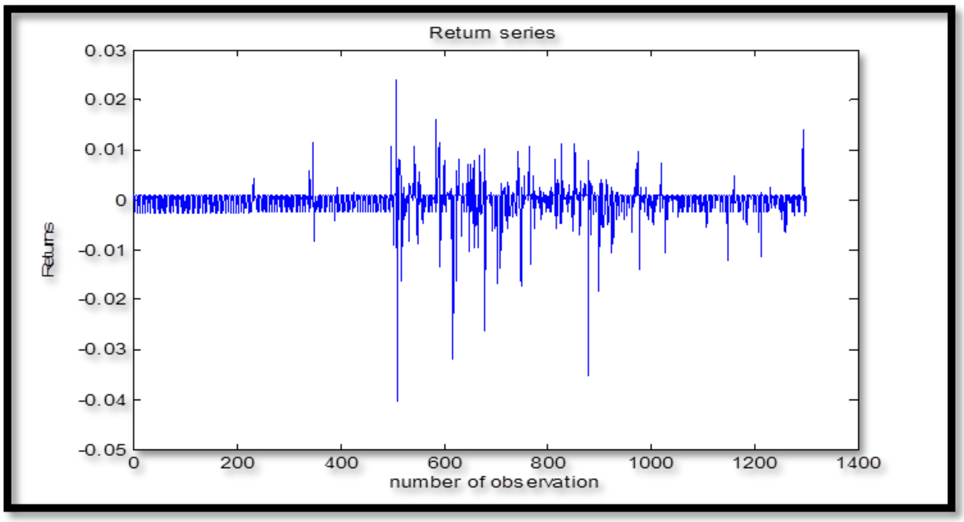
جدول رقم (2) بعض المقاييس الإحصائية لسلسلة العوائد .



المصدر : مخرجات برنامج (Eviews .8).

يوضح الجدول رقم (2) الإحصاءات الوصفية لسلسلة الزمنية للعوائد Y_t للفترة الممتدة من 2010/04/1 إلى 2014/31/12 . وقد أشارت النتائج إن سلسلة العوائد تظهر التواء سالبا (skewness=- 3.205870) يدل على عدم وجود تماثل في توزيع العوائد وبالتالي التوائها نحو اليسار ، كذلك يتضح ان سلسلة العوائد تظهر تفلطحا يكون أكبر مما هو عليه في التوزيع الطبيعي (اكبر من 3) (kurtosis = 40.02061) مما يدل على أن سلسلة العوائد لاتتبع التوزيع الطبيعي .

الشكل (2) رسم سلسلة العوائد (Y_t)



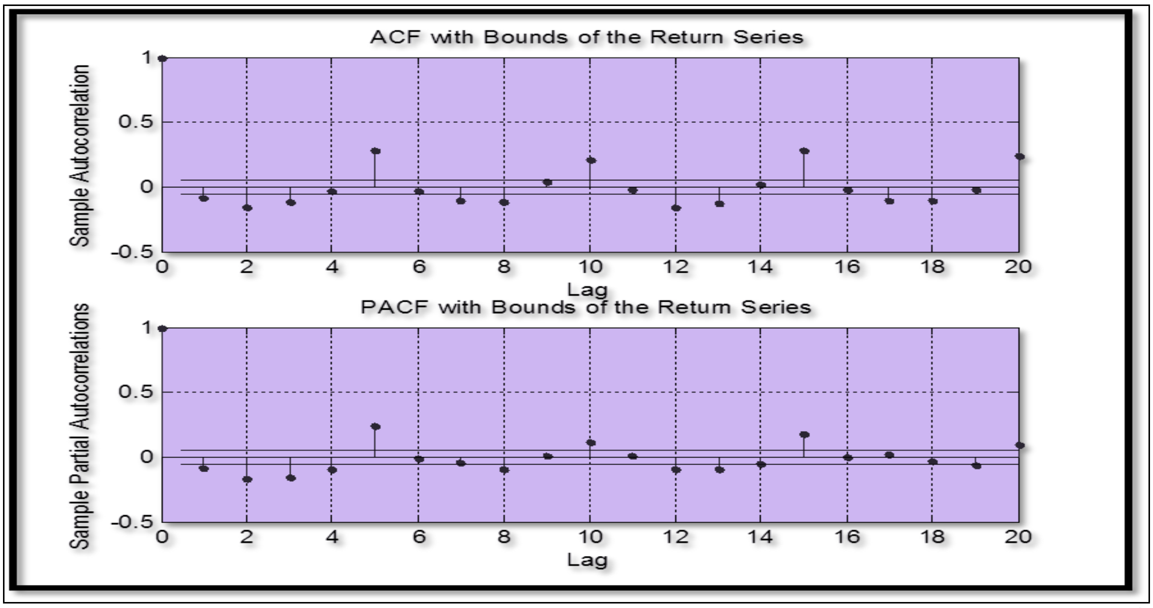
المصدر : مخرجات برنامج (Matlab).

يتضح من التمثيل البياني أن سلسلة العوائد Y_t المحولة من البيانات الاصلية مستقرة حول المتوسط ، ويتماشى هذا السلوك مع معظم النظريات المالية والنماذج التي تفترض تحويل سلسلة الأسعار إلى العوائد لتنتج سلسلة مستقرة .

الكشف عن الموسمية :-

يتم الكشف عن النمط الموسمي باستخدام الرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي .

الشكل (3) التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي



المصدر : مخرجات برنامج (Matlab).

من رسم دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة المدروسة يتبين وجود اثار موسمية مقدارها (5) أيام .أذ نلاحظ إن معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي مرتبطة و تكون ذات ارتباط أقوى يحدث كل 5 أيام (المشار إليه بالإزاحات) ، مما يشير إلى وجود النمط الموسمي الذي يتكرر كل 5 أيام . كذلك يتم أستخدام اختبار كروسكال واليس للكشف عن النمط الموسمي .

اختبار Kurskall – Wallis

تتمثل فرضية الاختبار بالشكل الأتي :

H_0: لا توجد موسمية

H_1: توجد موسمية

جدول رقم (3) يوضح اختبار (Kruskal-Wallis Test)

Test Statistics[a,b]	
	Yt
Chi-Square	700.121
Df	4
Asymp. Sig.	.000
a. Kruskal Wallis Test	
b. Grouping Variable: DAY, period 5	
المصدر : مخرجات برنامج (SPSS) .	

يتضح من الجدول المذكور انفا رفض فرضية العدم عند مستوى معنوية (0.05) مما يدل على احتواء السلسلة على الموسمية .

التشخيص :- يتم في هذه المرحلة التأكد من إن بيانات الدراسة تعاني من وجود مشكلة عدم تجانس تباين الخطأ العشوائي (Heteroscedasticity) ، ويتم ذلك باستخدام الاختبارين (Ljung-Box test ،) ARCH test، وفي كلا الاختبارين نلاحظ وجود الرقم الثنائي (binary number) أي وجود (0 ،1) فاذا ظهر أن :

H=0 : يشير إلى عدم وجود ارتباط معنوي ، أي وجود مشكلة عدم التجانس .

H=1 : يشير إلى وجود ارتباط معنوي ، أي عدم وجود مشكلة عدم التجانس .

أ- التحقق من عشوائية سلسلة العوائد والذي يتم باستخدام أختبار (Ljung-Box) على سلسلة البواقي .

وقد تم تطبيق الاختبار عند الإزاحات (1,5,10,15,20,25,30) ولمستوى معنوية (5%).

جدول رقم (4) اختبار (Ljung-Box) لسلسلة البواقي .

Lag	H	P-value	Test statistics	Critical Value (>)
1	1	0.0023	9.2252	3.8415
5	1	0.000	168.52	11.07
10	1	0.000	263.52	18.307
15	1	0.000	419.81	24.996
20	1	0.000	528.08	31.41
25	1	0.000	592.15	37.652
30	1	0.000	723	43.773

المصدر : مخرجات برنامج (Matlab).

يتضح من الجدول المذكور انفا وجود أرتباط متسلسل لسلسلة العوائد عند الازاحات المحددة ، أذ يتضح أن (p- value) قيم احتمالها أقل من (0.05) وبالتالي يتم رفض فرضية العدم (- Null hypothesis) مما يدل على وجود مشكلة عدم تجانس التباين (Heteroscedasticity) .

ب - التحقق من وجود أثر(ARCH) في سلسلة البواقي استنادا إلى اختبار (ARCH test)

جدول رقم (5) أختبار ARCH test لسلسلة البواقي

Lag	H	P-value	Test statistics	Critical Value (>)
1	1	e-0104.9177	38.71	3.8415
5	1	3.7196e-009	47.902	11.07
10	1	8.126e-008	52.796	18.307
15	1	3.0768e-006	53.589	24.996
20	1	8.6935e-006	59.439	31.41
25	1	3.2255e-005	63.649	37.652
30	1	0.00013733	66.577	43.773

المصدر : مخرجات برنامج (Matlab)

يتبين مما سبق رفض فرضية العدم (Null – hypothesis) وذلك لان (p-value) جميع قيم احتمالها اقل من (0.05) مما يدل على أن سلسلة العوائد تعاني من وجود مشكلة عدم التجانس .

تقدير النماذج :-

يتم تقدير معلمات الإنموذج التي تعد المرحلة الثانية التي تأتي بعد الانتهاء من مرحلة التشخيص ، ويتم تقدير معلمات الإنموذج باستخدام طريقة الامكان الاعظم الشرطية وعلى أفتراض التوزيع الطبيعي للأخطاء .

جدول رقم (6) تقديرات معلمات النماذج الموسمية المقترحة .

Models	μ	W	α1	β1	α2	β2
SGARCH(1,1)(1,1)	-0.00054767	0.0020311	0.024172	0.22996	0.044217	0.26236
SGARCH(1,1)(1,0)	-0.00045132	0.0013495	0.023752	0.42669	0.040807	-
SGARCH(1,1)(0,1)	-0.00054825	0.0020779	0.02531	0.30157	-	0.29867
SGARCH(0,1)(0,1)	-0.00054863	0.0023377	-	0.34394	-	0.28237
SGARCH(0,1)(1,0)	-0.00046456	0.0026916	-	0.34392	0.042358	-
SGARCH(0,0)(1,1)	-0.00040299	0.0029921	-	-	0.03	0.2
SGARCH(1,0)(1,0)	-0.00060771	0.0025019	0.021288	-	0.037702	-

أختيار الإنموذج الملائم :-

يتم تحديد رتبة الإنموذج الامثل من خلال العديد من المعايير التي تستخدم لتحديد الإنموذج الملائم ، ونتائج هذه المعايير بيناها في الجدول رقم (7) .

جدول رقم (7) مقارنة معيار AIC , SIC, H-Q للنماذج الموسمية المقترحة .

Models	AIC	SIC	H-Q
SGARCH(1,1)(1,1)	-5365.7	-5334.7	-5377.7
SGARCH(1,1)(1,0)	-5892.1	-5866.3	-5902.1
SGARCH(1,1)(0,1)	-5367.9	-5342.1	-5377.9
SGARCH(0,1)(0,1)	-5370.1	-5349.4	-5378
SGARCH(0,1)(1,0)	-5828	-5807.3	-5836
SGARCH(0,0)(1,1)	-6219	-6198.4	-6227
SGARCH(1,0)(1,0)	-6415.2	-6394.5	-6423.2

الجدول المذكور انفا يظهر النماذج المقترحة المقدرة باستخدام طريقة الامكان الاعظم وأتضح أن أفضل أنموذج يمثل البيانات هو ((SGARCH(1,0)(1,0) وذلك لأنه أعطى أقل قيمة للمعايير المستخدمة ومن ثم يعد أفضل نموذج يمثل البيانات .

بعد التحقق من الإنموذج الملائم لبيانات الدراسة ، يتم التنبؤ بالتقلبات وفقا للمعلمات المقدرة لإنموذج SGARCH(1,0)(1,0) .

يتم تعويض قيم المعلمات المقدرة في كل من معادلتي المتوسط والتقلبات (1) و(2) على التوالي نحصل على

$$y_t = -0.00060771 + \epsilon_t \qquad , \qquad \epsilon_t = z_t \sqrt{h_t}$$

$$h_t = 0.0025019 + 0.021288\, \epsilon^2_{t-1} + 0.037702\, \epsilon^2_{t-5}$$

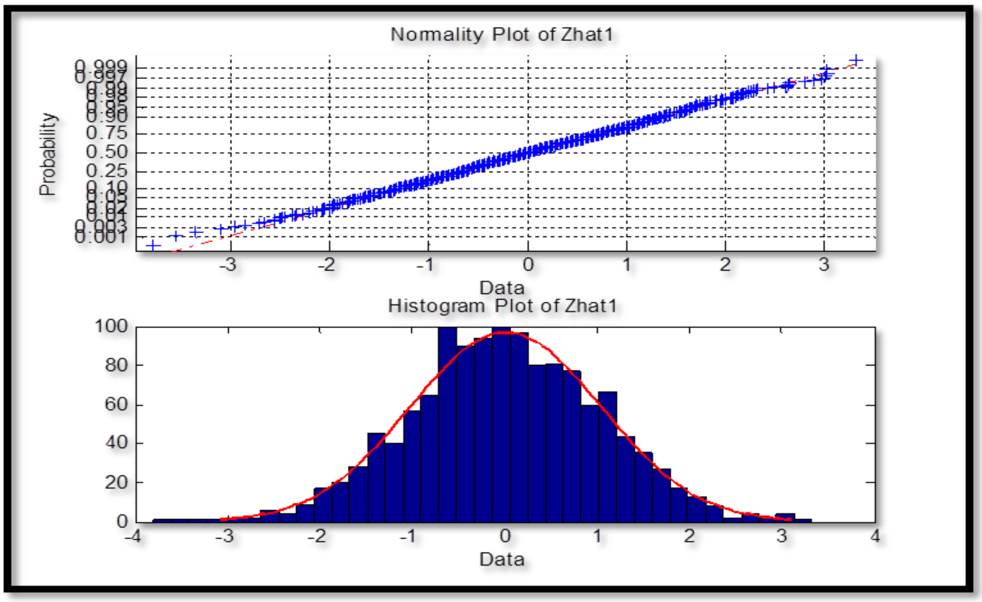
مما ذكر انفا نلاحظ أن معاملات إنموذج SGARCH(1,0)(1,0) تختلف معنويا عن الصفر وقيم المعلمات المقدرة تحقق شرط الاستقرارية ، وبالتالي يعد هذا النموذج أفضل نموذج مقدر من بين النماذج المرشحة .

ثم يتم أختيار ثاني أفضل نموذج SGARCH(0,0)(1,1) لكونه يمتلك قيم معايير قريبة جدا(very) close من إنموذج(SGARCH(1,0)(1,0، ويتم أستخدام هذا الإنموذج لغرض المقارنة فقط .

فحص ملائمة النموذج :-

لكي نتأكد من أن البواقي القياسية (Standardized innovations) لإنموذج SGARCH(1,0)(1,0) تخضع للتوزيع الطبيعي فأننا نلجأ لدراسة البواقي من خلال الشكل الأتي :

الشكل رقم (6) يوضح التوزيع التكراري ومنحنى الاحتمال الطبيعي لبواقي إنموذج SGARCH(1,0)(1,0)



نلاحظ من الرسمين المذكورين انفا أن منحنى الاحتمال الطبيعي فيه النقاط تنطبق تقريبا على الخط المائل الذي يمثل منحنى التوزيع الطبيعي ، أما بالنسبة الى منحنى التوزيع التكراري فهو يشبه شكل الجرس المتماثل (Asymmetric bell-shaped)، أي يشبه الى حد كبير منحنى التوزيع الطبيعي ، لذلك نستنتج مما ذكر انفا أن البواقي القياسية لإنموذج SGARCH(1,0)(1,0) تتبع التوزيع الطبيعي .

كذلك يتم تطبيق كل من أختباري (Ljung –Box و ARCH Test) اللذين تم أستخدامهما في مرحلة التشخيص على مربع سلسلة البواقي القياسية

جدول رقم (8) أختبار Ljung –Box على مربع سلسلة البواقي القياسية .

Lag	H	P-value	Test statistics	Critical Value (<)
1	0	0.38649	0.74997	3.8415
5	0	0.70758	2.9508	11.07
10	0	0.93174	4.3205	18.307
15	0	0.76402	10.838	24.996
20	0	0.79079	14.745	31.41
25	0	0.36445	26.83	37.652
30	0	0.52366	28.885	43.773

يتبين من الجدولين المذكورين انفا قبول فرضية العدم (Null – hypothesis) عند الإزاحات المدروسة وذلك لان (p-value) جميع قيم احتمالها أكبر من (0.05) ، مما يدل على عدم وجود أرتباط معنوي في مربع سلسلة البواقي القياسية ، والذي يؤكد على عشوائية سلسلة البواقي.

كذلك يتم تطبيق أختبار (ARCH Test) على مربع سلسلة البواقي القياسية للتاكد من عدم وجود أثر ل (ARCH) ولنفس الازاحات المدروسة ولمستوى معنوية 5% . والجدول الاتي يوضح أختبار (ARCH Test) على مربع سلسلة البواقي القياسية .

جدول رقم (9) أختبار(ARCH Test) على مربع سلسلة البواقي القياسية .

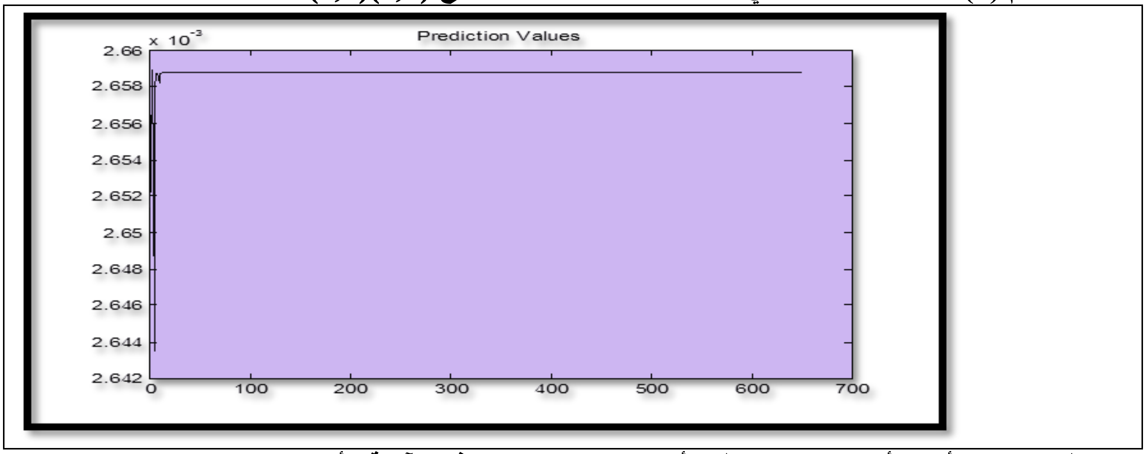
Lag	H	P-value	Test statistics	Critical Value (<)
1	0	0.95403	0.0033226	3.8415
5	0	0.99425	0.43693	11.07
10	0	0.88149	5.142	18.307
15	0	0.91911	8.1146	24.996
20	0	0.77118	15.091	31.41
25	0	0.32064	27.726	37.652
30	0	0.45626	30.184	43.773

من الجدول المذكور انفا يتم قبول فرضية العدم وذلك لان جميع قيم (P-value) أكبر من 0.05 مما يؤكد على عدم وجود أي أثر لمشكلة عدم تجانس التباين .

مما سبق نستنتج أن البواقي عشوائية ومستقلة ومتماثلة التوزيع ، لذلك نشرع باستخدام الإنموذج المفضل SGARCH(1,0)(1,0) للتنبؤ بتقلبات أسعار الصرف .

التنبؤ :- بعد تحديد الانموذج الملائم للتنبؤ بالاسعار ، تم أستخدام طريقة التنبؤ ضمن العينة للتنبؤ بالاسعار لنموذج SGARCH(1,0)(1,0) وفي هذه الطريقة تمت عملية التنبؤ للاسعار بنصف عدد المشاهدات والتي تساوي (651) مشاهدة.والشكل الاتي يوضح التباين الشرطي المتنبأ به .

الشكل رقم (8) يبين التباين الشرطي المتنبأ به ضمن العينة لنموذج SGARCH (1,0)(1,0) .



نلاحظ من الشكل أعلاه أن التباين الشرطي لأسعار الصرف يستقر في الآونة الأولى .

أن التنبؤ ضمن العينة للإنموذج المقدر الذي تم أختياره ليس بالضرورة أن يعطي أفضل تنبؤات ، لذلك وجدت العديد من المعايير التي تستخدم للمقارنة بين التنبؤات ضمن العينة وفي هذا الاطار تم أستخدام معايير دقة التنبؤ الآتية (RMSE, MAE,MSE MAPE) التي تستخدم لبيان ما اذا كان النموذج المقدر الذي تم أختياره يعطي فعلا أفضل تنبؤ . والجدول الاتي يبين أختبارات دقة التنبؤ للنموذج المتنبئ به وثاني أفضل نموذج .

جدول رقم (10) أختبارات دقة التنبؤ لأفضل نماذج SGARCH المقترحة .

Model	MSE	RMSE	MAE	MAPE
SGARCH(1,0)(1,0)	e-0051.6199	0.0040247	0.0025932	773.55
SGARCH(0,0)(1,1)	e-0051.8529	0.0043045	0.0033109	22733

من الجدول السابق نلاحظ أن نموذج SGARCH (1,0)(1,0) يظهر نتائج أفضل فهو يعطي قيم أقل للمعايير المستخدمة ، لذلك يعد أفضل إنموذج للتنبؤ بالأسعار .

الاستنتاجات والتوصيات :-

الاستنتاجات :

1-أثبتت النتائج أن السلسلة المالية الخاصة بسعر الصرف تتصف بعدم الاستقرارية في المتوسط وأنه لابد من تحويلها الى سلسلة العوائد التي تتصف باستقراريتها .

2-توصلت الباحثة الى وجود التقلبات الموسمية الأسبوعية في البيانات الحقيقية لأسعار صرف الدينار مقابل الدولار.

3-أثبتت نتائج البحث أن كلا من معايير تحديد رتبة النموذج (AIC, SIC, H-Q) أتفقت على أن إنموذج SGARCH (1,0)(1,0) هو أفضل إنموذج ملائم للتنبؤ بالاسعار عندما تتوزع البواقي العشوائية توزيعا طبيعيا .

4-أثبتت النتائج إلى أن إنموذج SGARCH أثبت كفاءته عند التطبيق على البيانات المالية عالية التردد المتمثلة بسعر صرف الدينار مقابل الدولار والتي تمتاز بوجود التقلبات الاعتيادية والموسمية.

التوصيات :

1 - نوصي بتطبيق إنموذج (SGARCH) على سلاسل زمنية موسمية تتمثل بسعر الذهب العراقي ، أسعار النفط العراقي ، أسعار الاغلاق اليومية لمؤشر سوق العراق للاوراق المالية .

2 - نوصي بتوسيع الاهتمام بنماذج التقلبات الموسمية كنماذج (Periodic GARCH) وأستخدامها للنمذجة وللتنبؤ بالتقلبات للسلاسل الزمنية المالية .

3-نوصي باستخدام طرائق تقدير أخرى لتقدير معالم النموذج الموسمي .

المصادر :-

1-عبدالله ، سهيل نجم " تحليل نماذج السلاسل الزمنية اللا خطية من نوع (ARCH & GARCH) للرتب الدنيا باستعمال المحاكاة " أطروحة دكتوراه ، جامعة بغداد ، 2008م .

2-هتهات ، سعيد " دراسة أقتصادية وقياسية لظاهرة التضخم في الجزائر " رسالة ماجستير ، جامعة قاصدي مرباح ، 2006 م .

3- Akaike, H., (1974) ,"A new look at the statistical model identification " IEEE transactions on automatic control ,vol . Ac – 19, No .6 ,pp. 719-723.

4 -Ayalew, S., Babu , M., C., Rao, L.K.M, 2012, " Comparision of new Approach crieteria for estimating the order of Autoregressive process", IOSR Journal of mathematics (IOSRJM), ISSN: 2278-5728, Volume 1, Issue 3, pp(10-20) .

5- Baillie , R.,T, Bollerslev , T., 1990, " Intra-Day and Inter –Market volatility in foreign exchange rates ", Review of economic studies 58, pp(565-585).

6-Bollerslev,T., Engle, R., and Nelson ,D.B, (1993)," ARCH models ",Department of economics , University of California, Sandiego, November.

7 -Chen , Yi- Ting , 2002, "On the robustness of Ljung –Box and Mcleod –Li Q test : Asimulation study ", Economics Bulletin , Vol.3, No. 17, pp(1-17)
8- Dong , Y., 2012, " ARMA and GARCH –type modeling electricity prices" , Thesis for the degree of master science . CHALMERS UNIVERSITY OF TECHNOLOGY GÖTEBORG UNIVERSITY , Göteborg Sweden 2012.
9- Doshi,A.,2012, " Seasonal volatility models with applications in option pricing , AThesis submitted to the faculty of graduate studies of the university of Maintoba .
10- Dngc,V.,Gon pot, P.N., Sookia,N., (2011),"Forecasting volatility of USD /MUR Exchange rate using a GARCH(1,1)Model with GED and Students-terror ", university of Mauritius research Journal , Reduit, Mauritius , volume 17.
11- Goulao , M., Fonte ,N.,Wermelinger , M., Abreu , F., 2012," Soft ware evaluation prediction using seasonal time Analysis : a comparative study ", IEEE computer society , pp(213-222) .
12- Edward, N. (2011): "Modeling and Forecasting using Time Series GARCH Models: An Application of Tanzania Inflation Rate Data". Master thesis of Science (Mathematical Modeling) of the university of Dares Salaam, Morocco.
13- Ghysels , E., Osborn , D., 2001," The Econometric Analysis of seasonal Time series .
14 - Javed , F.,Mantalos ,P.,2013 , " GARCH-Type models and the performance of information criteria " , Department of statistics, Lund university .
15- Lau ,Suk Ting , 1999," Conditional Hteroscedastic Autoregressive moving average models with seasonal patterns ". Master thesis of philosophy ,Departement of applied mathematics the Hong kong polytechnic University Hong kong .
16- Musaddiq , T., 2012, " Modeling and forecasting the volatility of oil futures using the ARCH family models " , The Lahor Journal of Business 1:1(Summer):p.(79-108) .
17- Vee, D Ng C. and Gonpot, P. N., Sookia, N. (2011): "Forecasting Volatility of USD/MUR Exchange Rate using a GARCH(1,1) Model With GED and Students-t error". University of Mauritius Research Journal, Reduit, Mauritius, Volume 17.
18- Verbic , M., 2011, " Advances in econometric – Theory and Applications .

1-السؤال عن تعميم الاختبار لنموذج SGARCH في صفحة رقم 8 ؟
أعتمدت البحوث السابقة التي تم الاستناد عليها في بحثنا على أختبار الموسمية أولا ثم أجراء أختبار أثر ARCH ونتيجة لتاكدهم من أن بياناتهم موسمية ووجود أثر ARCH أي حدوث مشكلة عدم التجانس عند كل من الازاحات الاعتيادية والموسمية نظرا لموسمية البيانات المدروسة ، أي بدون الحاجة الى التعميم للحالة الموسمية نظرا لكون البيانات تتصف بالموسمية ، ولذلك لم يتم التعميم .
2-الاستفسار عن الرقم الصحيح لاسعار الصرف ؟
الرقم تمت كتابته بصورة صحيحة أستنادا الى البيانات المستحصل عليها من البنك المركزي العراقي .

Forecasting the use of Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models (GARCH) Seasonality with practical application

Abstract

In this paper has been one study of autoregressive generalized conditional heteroscedasticity models existence of the seasonal component, for the purpose applied to the daily financial data at high frequency is characterized by Heteroscedasticity seasonal conditional, it has been depending on Multiplicative seasonal Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models Which is symbolized by the Acronym (SGARCH) , which has proven effective expression of seasonal phenomenon as opposed to the usual GARCH models. The summarizing of the research work studying the daily data for the price of the dinar exchange rate against the dollar, has been used autocorrelation function to detect seasonal first, then was diagnosed with a problem of heteroscdastic , passing through the phase estimation using the method of Maximum Likelihood Conditional and on the assumption that the random error is distributed normal distribution with the application on more than one rank for seasonal model, then determine the appropriate rank of the specimen using a variety of standards down to the prediction phase, it has been shown through the application on the study data stages that the best model for predicting volatility is SGARCH (1,0)(1,0).

Key words : Heteroscedasticity seasonal conditional , Seasonality .