استعمال بعض طرائق بيز الحصين لتقدير انموذج GARCH(1,1)

أ.م.د.نزار مصطفى جواد
كلية الأدارة والأقتصاد / جامعة بغداد

م.د.جنان عبد الله عنبر
الكلية التقنية الأدارية \ بغداد

P : ISSN : 1813-6729
E : ISSN : 2707-1359

http://doi.org/10.31272/JAE.43.2020.125.13

تأريخ أستلام البحث : 2017/10/29

مقبول للنشر بتأريخ :2017/12/11

المستخلص

تم في هذا البحث ايجاد مقدرات بيزية حصينة لتقدير إنموذج من نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين وهو إنموذج (1.1) GARCH المعمم عندما يتبع توزيع الاخطاء التوزيع الطبيعي وذلك من خلال ثلاث طرائق بيزية حصينة للتقدير وهي طريقة ($\hat{Y}$BM.Bayes) وطريقة (BM.Bayes) والطريقة المقلصة (BM .Bayes Shrinkage) ،التي تجمع بين طريقة (Bayes) وثلاث طرائق حصينة مقيدة وهي طريقة (BM.Huber) والطريقتان المقترحتان (BM.Hample) و (BM.Tukey) ومن ثم تطبيق ماورد في الجانب النظري على سلسلة زمنية مكونة من (1254) مشاهدة لاسعار البيع اليومية لنفط البصرة للفترة (2008/1/2– 31 / 12 / 2012) من خلال تطبيق الطريقة البيزية الحصينة المقلصة (BM.Bayes Shrinkage) التي كانت الافضل عند تطبيقها على قيم المعلمات المقدرة بطريقة (MLE) حيث حققت اقل قيمة لمعيار المقارنة (MSE).

اولاً: منهجية البحث

1- المقدمة :

قدم العالم Robert Engle [1982] [4] انموذج الانحدار الذاتي لعدم تجانس التباين الشرطي (Autoregressive Conditional Heteroscedastic (ARCH)) وقام Bollerslev (1986)[3] بأعماله ليصبح (Generilized Autoregressive Conditional Heteroscedastic (GARCH)) وان الهدف منها نمذجة التباين الشرطي للانحدار الذاتي اذ ان في هذه النماذج يكون محور الحل فيها هو التباين الشرطي (Conditional Variance) الذي يمثل دالة خطية لمربعات الاخطاء السابقة للسلسلة الزمنية حيث تعاني السلسلة من عدم الثبات او التقلبات (Volatility) وهو تغير التباين للسلسلة الزمنية عبر الزمن t ويطلق على هذا التغير بعدم التجانس (Heteroscedastic) ويحدث عادة في السلاسل الزمنية ذات التكرارات العالية كأسعار الاسهم او اسعار الصرف او اسعار بيع النفط او غيرها .

في هذا البحث سيتم استعراض انموذج GARCH(1,1) وبعض الطرائق المعتمدة في تقديره مثل الطريقة المقيدة الحصينة ($\hat{Y}$BM.Bayes) وطريقة (BM.Bayes) والطريقة المقلصة الحصينة المقيدة (BM Bayes Shrinkage). ومقارنة تلك الطرائق باستعمال (MSE) ومن ثم اختيار الطريقة الافضل التي تحقق اقل قيمة للمعيار اعلاه لتقدير انموذج GARCH(1,1) .

2- هدف البحث

يهدف البحث الى اختيار افضل طريقة لتقدير انموذج GARCH(1.1) باستعمال متوسط مربعات الخطأ (MSE) كمعيارللمقارنة بين طرائق التقدير ($\hat{Y}$BM.Bayes) وطريقة (BM.Bayes) والطريقة المقلصة (BM .Bayes Shrinkage) الحصينة المقيدة ومن ثم تطبيق ماورد في الجانب النظري على سلسلة زمنية مكونة من (1254) مشاهدة لاسعار البيع اليومية لنفط البصرة للفترة (2/ 1/ 2008 – 31 / 12 / 2012) وتكون الطريقة الافضل للتقدير هي التي تحقق اقل (MSE).

3- مشكلة البحث

اثبتت البحوث والدراسات السابقة ان وجود التلويث او القيم الشاذة يؤدي الى خلل في بناء الانموذج وكذلك يؤثر على دقة طرائق التقدير اذ أن مقدرات الطرائق التقليدية تكون حساسة لوجود التلويث والقيم الشاذة (outliers) التي تنشأ عادة من اخطاء المشاهدة ،او اخطاء التسجيل او جمع البيانات او بسبب فترات الحروب او السياسات الاقتصادية او حدوث ظواهر طبيعية وهي عموما يكون لها تأثير كبير في مقدرات الطرائق الاعتيادية، اذ تزداد درجة حساسية تلك المقدرات بزيادة نسبة التلويث او عدد القيم الشاذة او بعد تلك القيم عن نسق البيانات الممثلة للظاهرة المدروسة. اذ ان وجود مشاهدة شاذة واحدة ضمن البيانات قد يؤدي الى فقدان المقدرات خواصها الجيدة ،هذا اضافة الى ظهور التقلبات او مايعرف بحالة عدم الثبات (Volatility) التي تكون مصاحبة للعديد من السلاسل الزمنية واشهرها السلاسل الزمنية المالية مما جعل استخدام نماذج السلاسل الزمنية الاعتيادية غير مجدي لذا بدأ الاهتمام بدراسة نماذج اخرى تحاكي هكذا نوع من البيانات مثل انموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين(ARCH) وانموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين العمومي (GARCH) اللذان تم دراستهما وتطبيقهما بشكل واسع في العديد من البحوث والدراسات على مدى السنوات الماضية من خلال تطبيق مراحل السلاسل الزمنية .

الجانب النظري

انماذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم تجانس التباين GARCH [11][10] [9][7][5][3]
(Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic)

ان صيغة نماذج GARCH من الرتبة (p,q) هي :

$$R_t = \mu + y_{t\ldots} \qquad \ldots\ (1-1)$$

$$y_t = h_t^{\frac{1}{2}}\, \varepsilon_t \qquad \varepsilon_t \ldots \sim iid\ N\ (0,1) \qquad \ldots (1-2)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1\, y_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p\, y_{t-p}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \cdots \beta_q h_{t-q} \qquad \ldots\ldots (1-3)$$

وان $q \geq 1, P \geq 1$,

ويمكن كتابة المعادلة اعلاه (1-3) التي تمثل معادلة التباين الشرطي بالشكل الاتي :

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\, y_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{q} \beta_j h_{t-j} \qquad \ldots\ldots (1-4)$$

ويعرف التباين غير الشرطي لـ y_t بالعلاقة الاتية

$$V(y_t) = \frac{\alpha_0}{1-(\sum_{i=1}^{p}\alpha_i + \sum_{j=1}^{q}\beta_j)} > 0 \qquad \ldots\ldots.(1-5)$$

R_t : سلسلة غير مترابطة (uncorrelated) وتمثل سلسلة العودة (Return Series) .

μ : متوسط سلسلة العودة.

ε_t : سلسلة متغيرات مستقلة ومتماثلة التوزيع (Identically Independent Distribution)

$$E(\varepsilon_t) = 0$$
$$V(\varepsilon_t) = 1$$

$\alpha_0 > 0$

$\alpha_i \geq 0$ لكل $i > 0$

$\beta_j \geq 0$ لكل $j > 0$

$\beta_j , \alpha_i , \alpha_0$ هي معلمات الانموذج (Parameters)

h_t : يمثل التباين الشرطي وهو دالة خطية لمربعات التباين والمشاهدات السابقة .

إن الشروط الموجبة على الانموذج تضمن تباين شرطي موجب. عندما تكون P=1 وq=1 فان الانموذج يكون GARCH(1,1) من الرتبة الاولى والذي ستتم دراسته في هذه الاطروحة وتكون صيغته كما في ادناه وهو حالة خاصة من انموذج GARCH(p,q) :

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1\, y_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \qquad \ldots\ldots (1-5)$$

نلاحظ ان معادلتي التباين الشرطي (2-2) و(3-2) مفسرة بدلالة $\alpha_i > 0$ وبدلالة مربعات البواقي المتأخرة (y_{t-i}^2) وهي تمثل المعلومات الخاصة بالتذبذب في الفترات السابقة .
اما معادلتي التباين الشرطي في انموذج GARCH (2-6) , (2-7) فانها مفسرة بدلالة $\alpha_i > 0$ والبواقي المتأخرة (y_{t-p}^2) و β_j وكذلك تنبؤ التباين بالاعتماد على الفترات السابقة h_{t-q} .

ثانياً - التقدير The Estimation

تأتي مرحلة التقدير بعد تشخيص الانموذج الملائم ومعرفة ان السلسلة الزمنية تتبع نماذج GARCH , ARCH اذ يتم تقدير معلمات الانموذج باعتماد عدد من الاساليب والطرائق المتبعة لتقديرالنماذج اعلاه فضلا عن الطرائق المقترحة من قبل الباحثة للتقدير وفي ادناه توضيح لتلك الطرائق:

طرائق التقدير The Estimation Methods

أ-طريقة الامكان الاعظم Maximum Likelihood Method (MLE) [3][4][8][16]

تعد طريقة الامكان الاعظم (MLE) من أكثر الطرائق شيوعا في تقدير انماذج ARCH , GARCH اذ استعملها (Engle [1982]) لاول مرة في تقدير إنموذج ARCH ومن ثم تم استعمالها من قبل (Tim Bollerselv [1986]) لتقدير إنموذج GARCH وصيغتها هي :

$$f(y_t/\ F_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h_t}} \exp\left(-\frac{1}{2}\ \frac{y_t^2}{h_t}\right) \qquad y_t \sim N(0, h_t)$$

وفيما يلي عرض خطوات التقدير :

ب- تقدير انموذج Garch

وبنفس الطريقة يتم تقدير انموذج GARCH(1,1)اذ يكون متجه المعلومات θ كالاتي

$$\theta = (\ \alpha_0, \alpha_1, \beta)$$

وان

$$\acute{Z}_t = \frac{\partial h_t}{\partial \theta} = (\ 1, y_{t-1}^2\ , h_{t-1}^2)$$

وبعد تعويضها بالصيغ (2-12),(2-13) ,(2-14) على التوالي فأن :

$$f(y_t) = \prod_{t=1}^n f(y_t\ /\ F_{t-1}\ )$$

ودالة الوغارتم الطبيعي $L = (\ \alpha_0, \alpha_1, \beta)$ ولحجم عينة n تكتب كما ياتي

$$L = (\ \alpha_0, \alpha_1, \beta\ \ ) = \sum_{t=1}^n I_t$$

وان دالة اللوغارتم الطبيعي المشروط (Conditional log-likelihood) ولـ n من المشاهدات للمعلمات $(\ \alpha_0, \alpha_1, \beta\ \ )$ هي :

$$I_t = -\ \frac{1}{2}\log(\ \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}) - \frac{1}{2}\ \frac{y_t^2}{\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 + \beta\ \ h_{t-1}}$$

$$\frac{\partial I_t}{\partial \alpha_0} = \frac{1}{2(\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 + \beta\ \ h_{t-1})}\ \ (\frac{y_t^2}{\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}} - 1)$$

$$\frac{\partial I_t}{\partial \alpha_1} = \frac{1}{2(\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 + \beta\ \ h_{t-1})}\ y_{t-1}^2\ (\frac{y_t^2}{\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}} - 1)$$

$$\frac{\partial I_t}{\partial \beta} = \frac{1}{2(\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 + \beta h_{t-1})}\ \beta_{t-1}^2\ (\frac{y_t^2}{\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}} - 1)$$

فتكون

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = \sum_t \frac{1}{2h_t}\ Z_t\ (\frac{y_t^2}{h_t} - 1)$$

اذ ان $\acute{Z}_t = \ (1\ ,\ y_{t-1}^2, h_{t-1})$

$$I_{\theta\theta} = -E\left[\frac{\partial^2 I_t}{\partial\theta\partial\theta'}\right] = \begin{bmatrix} I_{\alpha_0\alpha_0} & I_{\alpha_0\alpha_1} & I_{\alpha_0\beta} \\ I_{\alpha_1\alpha_0} & I_{\alpha_1\alpha_1} & I_{\alpha_1\beta} \\ I_{\beta\alpha_0} & I_{\beta\alpha_1} & I_{\beta\beta} \end{bmatrix}$$

فتكون عناصر مصفوفة (Hessian) كالاتي :

$$\frac{\partial^2 I_t}{\partial \alpha_0^2} = -\frac{1}{2h_t^2}\ \ (\frac{2y_t^2}{h_t} - 1)$$
$$\frac{\partial^2 I_t}{\partial \alpha_1^2} = -\frac{1}{2h_t^2}\ \ y_{t-1}^4(\frac{2y_t^2}{h_t} - 1)$$
$$\frac{\partial^2 I_t}{\partial \beta} = -\frac{1}{2h_t^2}\ \ h_{t-1}^2(\frac{2y_t^2}{h_t} - 1)$$
$$\frac{\partial^2 I_t}{\partial \alpha_0 \alpha_1} = -\frac{1}{2h_t^2}\ \ y_{t-1}^2(\frac{2y_t^2}{h_t} - 1)$$
$$\frac{\partial^2 I_t}{\partial \alpha_0 \beta} = -\frac{1}{2h_t^2}\ \ \beta_{t-1}^2(\frac{2y_t^2}{h_t} - 1)$$
$$\frac{\partial^2 I_t}{\partial \alpha_1 \beta} = -\frac{1}{2h_t^2}\ \ y_{t-1}^2 h_{t-1}\ (\frac{2y_t^2}{h_t} - 1)$$

اما عناصر مصفوفة المعلومات فتكون

$$I_{\alpha_0\alpha_0} = \frac{1}{2n}\sum_t \frac{1}{h_t^2}$$
$$I_{\alpha_0\alpha_1} = \frac{1}{2n}\sum_t \frac{y_{t-1}^2}{h_t^2}$$
$$I_{\alpha_0\beta} = \frac{1}{2n}\sum_t \frac{\beta_{t-1}^2}{h_t^2}$$
$$I_{\alpha_1\alpha_1} = \frac{1}{2n}\sum_t \frac{y_{t-1}^4}{h_t^2}$$
$$I_{\alpha_1\beta} = \frac{1}{2n}\sum_t \frac{y_{t-1}^2 h_{t-1}}{h_t^2}$$
$$I_{\beta\beta} = \frac{1}{2n}\sum_t \frac{h_{t-1}^2}{h_t^2}$$

ومن ثم يتم التعويض بالصيغة (2-15) لايجاد المقدرات

$$\theta_{j+1} = \theta_j + I_{\theta\theta}^{-1}\ (\theta_j)(\frac{\partial L}{\partial \theta})(\ \theta_j)$$

- طرائق للتقدير

وفي هذا المبحث تم اقتراح ثلاث طرائق لتقدير انماذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم تجانس التباين , (GARCH)ليتم اختيار افضل طريقة في التقدير من خلال استعمال معيار المقارنه متوسط مربعات الخطأ(MSE) اذ تعتبر الطريقة التي تحقق اقل (MSE) هي الافضل في التقدير.

1- الطريقة المقترحة الاولى $\hat{y}_t BM.Bayes$

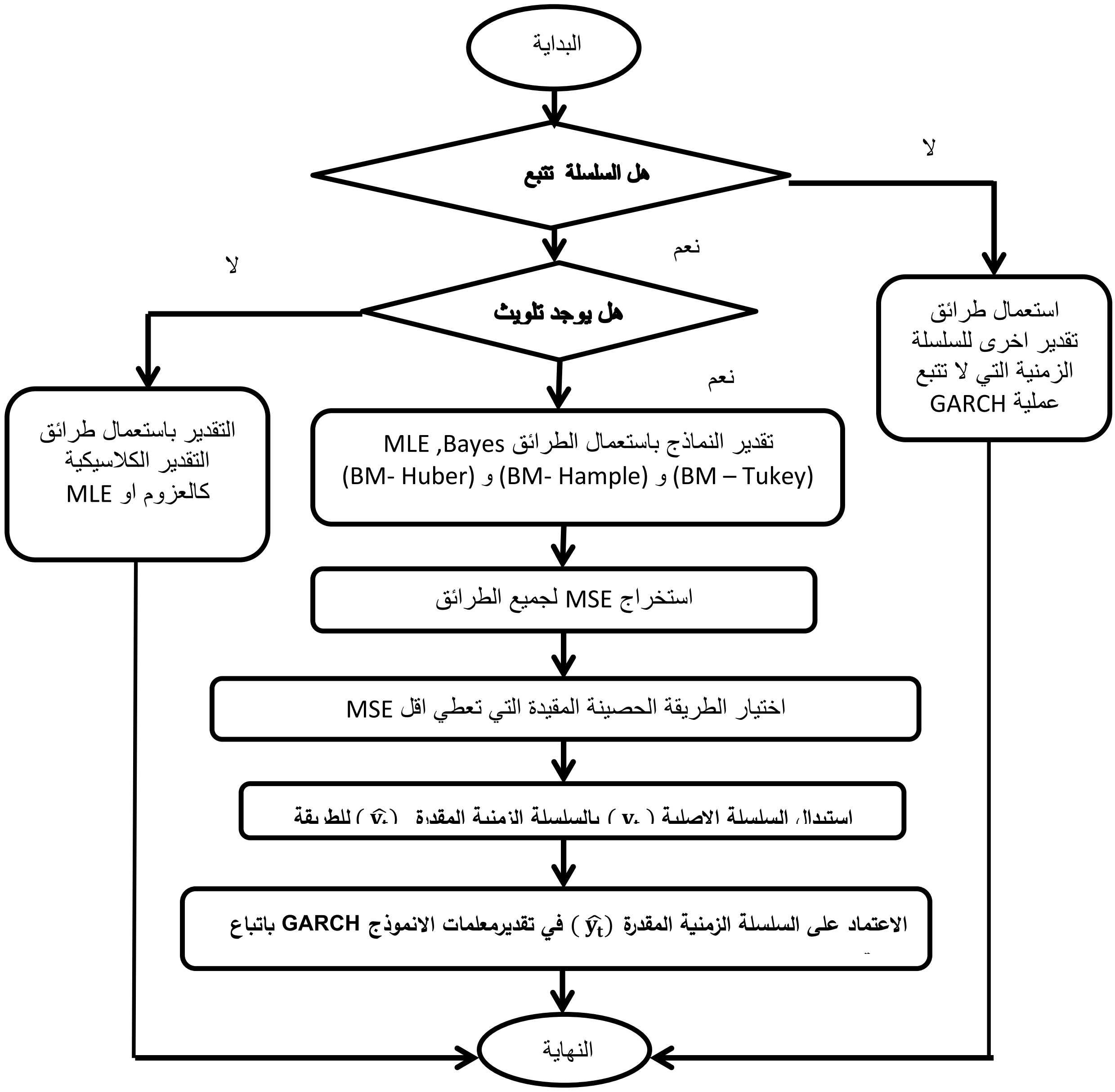
تتضمن هذه الطريقة تقدير انموذج (GARCH) باستعمال الطرائق الحصينة المقيدة (BM.Huber) و (BM.Hample) و (BM.Tukey) وبالاعتماد على دوال الوزن المقيدة والمشتقة الاولى المقيدة لتلك الطرائق لنحصل على القيم المقدرة للسلسلة الزمنية ($\hat{y}_t$) وبعدها يتم اختيار الطريقة الافضل التي تعطينا اقل متوسط مربعات للخطأ (MSE) ومن ثم يتم استبدال السلسلة الاصلية(y_t) بالسلسلة الحصينة ($\hat{y}_t$) لتقدير انموذج GARCH باستعمال طريقة تقدير بيز .

ولتوضيح عمل الطريقة المقترحة الاولى تم كتابتها على شكل خطوات تشكل خوارزمية ويمكن تلخيصها كالاتي:

1- اختبار السلسلة الزمنية هل تتبع عملية GARCH , باستعمال احد الاختبارات مثل مثل اختبار Jarque-Bera واختبار Ljung-Box.
2- الكشف عن وجود التلويث او القيم الشاذة في السلسلة الزمنية باستعمال احد اساليب الكشف عن التلويث او الشواذ وقد تم استعمال اختبار3σ في هذا البحث.
3- تقدير انموذج GARCH , باستعمال الطرائق التي تم اعتمادها في البحث وهي طريقة (Bayes) وطريقة (MLE) والطرائق الحصينة المقيدة (BM.Huber) و (BM.Hample) و (BM. Tukey) التي من خلالها يتم الحصول على القيم التقديرية للسلسلة الزمنية ونسميها ($\hat{y}_t$) بدلاً من (y_t).
4- حساب متوسط مربعات الخطأ (MSE) لجميع الطرائق.

5- اختيار الطريقة الحصينة المقيدة الافضل والتي تحقق اقل (MSE) .
6- استبدال السلسلة الاصلية (y_t) بالسلسلة الزمنية المقدرة ($\widehat{y_t}$) للطريقة الحصينة الافضل
7- الاعتماد على السلسلة الزمنية المقدرة ($\widehat{y_t}$) في تقدير معلمات الانموذج GARCH باستعمال طريقة بيز ،والمخطط الأتي من عمل الباحثة يمثل خطوات الخوارزمية :

الشكل (2-1)
مخطط يصف خطوات خوارزمية اسلوب التقدير المقترح الاول $\widehat{y}_t BM.Bayes$



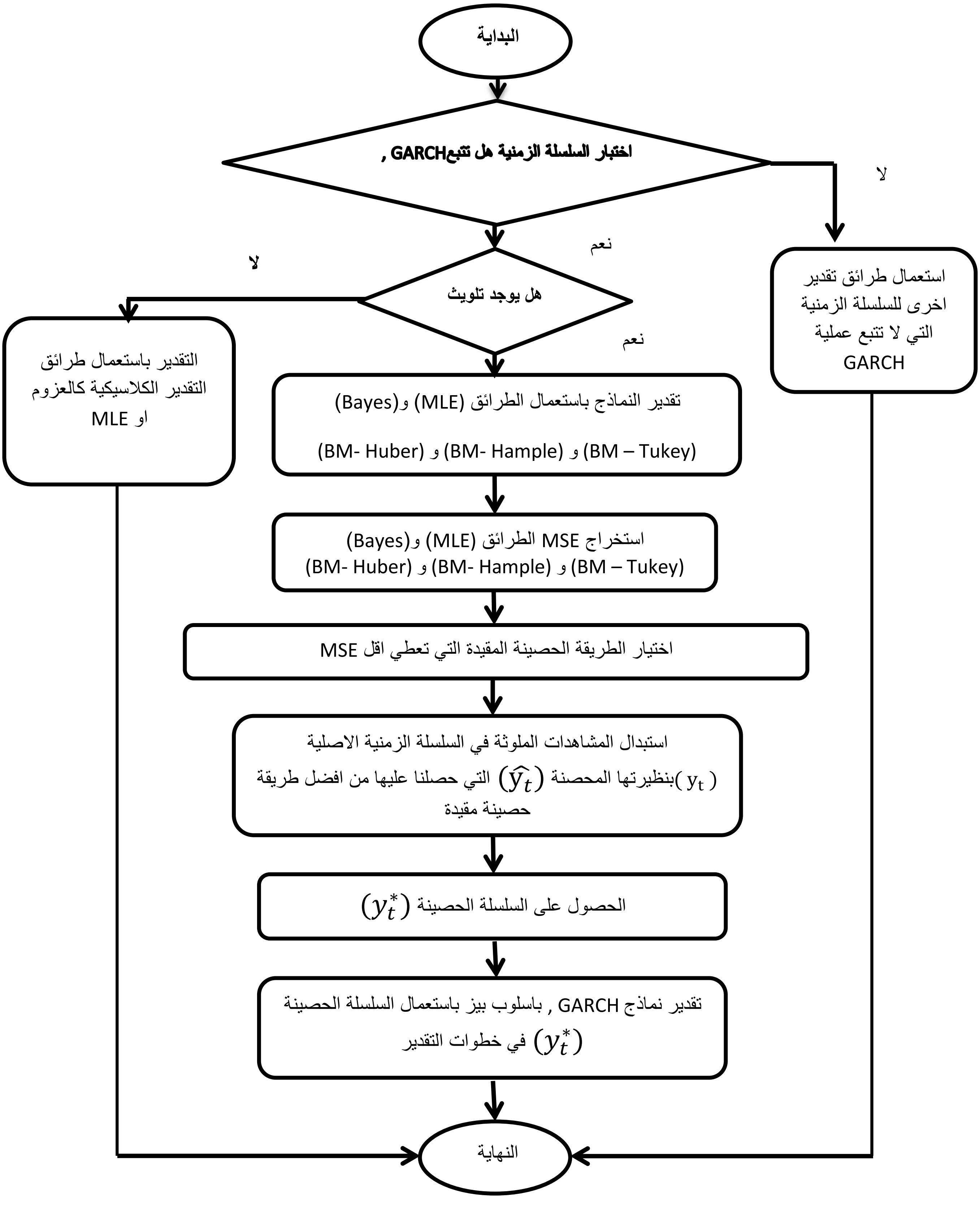
2- الطريقة المقترحة الثانية BM.Bayes

في هذه الطريقة نقترح معالجة اخرى لوجود التلويث او القيم الشاذة وهي تختلف عن الطريقة الاولى في تقديرمعلمات أنماذج GARCH وتتمثل بالكشف عن وجود التلويث باستعمال احدى ادوات او اختبارات الكشف عن القيم الشاذة بعد ذلك يتم تقدير الانماذج اعلاه بأتباع الطرائق الحصينة المقيدة المعتمدة في البحث (BM.Huber) و (BM.Hample) و (BM.Tukey) بعدها يتم استخراج قيم (MSE) للطرائق الثلاثة وعلى اساسه يتم اختيار الطريقة الحصينة المقيدة الافضل التي تعطي اقل (MSE) ، وكخطوة اخيرة يتم تقدير النماذج اعلاه باستعمال اسلوب بيز للتقدير باستعمال السلسلة الزمنية المحصنة (y_t^*) التي يتم الحصول عليها من خلال استبدال القيم الشاذة المسببة للتلويث في السلسلة الزمنية الاصلية $(\mathrm{y_t})$ بالقيم المناظرة لها في السلسلة الزمنية المقدرة $(\widehat{y_t})$ التي تم الحصول عليها من الطريقة الحصينة المقيدة الافضل ويتم اتباع كافة خطوات التقدير باسلوب بيز التي تم ايضاحها سابقاً ،وفي ادناه خوارزمية توضح خطوات عمل اسلوب التقدير المقترح الثاني BM-Bayes:

1- اختبار السلسلة الزمنية هل تتبع عملية GARCH , باستعمال احد الاختبارات مثل اختبار Jarque-Bera واختبار Ljung-Box .
2- الكشف عن وجود البيانات الملوثة او القيم الشاذة في السلسلة الزمنية باستعمال احد اساليب الكشف عن التلويث او الشواذ وقد تم استعمال اختبار3σ.
3- تقدير نماذجGARCH , باستعمال طريقة (Bayes) وطريقة (mle) والطرائق الحصينة (BM-Huber) و (BM- Hample) و (BM – Tukey) التي خلالها يتم الحصول على القيم التقديرية للسلسلة الزمنية ونسميها $(\widehat{\mathrm{y}}_\mathrm{t})$ بدلاً من $(\mathrm{y_t})$.
4- حساب متوسط مربعات الخطأ (MSE) لجميع الطرائق .
5- اختيار الطريقة الحصينة الافضل والتي تحقق اقل (MSE) .
6- استبدال القيم الملوثة في السلسلة الاصلية $(\mathrm{y_t})$ بالقيم التقديرية المناظرة لها $(\widehat{y}_\mathrm{t})$ والتي تم الحصول عليها من الطريقة الحصينة المقيدة الافضل في الخطوة السابقة لنحصل على سلسلة حصينة جديدة تدعى (y_t^*) .
7- تقديرمعلمات نماذجGARCH , باستعمال اسلوب بيز للسلسلة الزمنية الحصينة الجديدة ((y_t^*)) باتباع كافة خطوات التقدير المبينة في المبحث السابق .

وفي ادناه مخطط من عمل الباحثة يوضح خطوات سير الخوارزمية:

الشكل (2-2) مخطط يصف خطوات خوارزمية اسلوب التقدير المقترح الثاني BM.Bayes



3- الطريقة المقترحة الثالثة

الطريقة المقلصة (BM.Bayes) Shrinkage Bounded M.Bayes

ان كل طريقة من الطرائق التي استعملت لتقدير انماذج (ARCH وGARCH) تمتلك مقدرات ذات خصائص معينة تمتاز بها تلك الطريقة ، ولغرض الحصول على مقدرات جديدة تمتلك خصائص الطريقتين ، فقد اعتمدت الباحثة مبدأ التقليص (Shrinkage) بين مقدرات طريقتين من طرائق التقدير للانماذج اعلاه وهي الطريقة البيزية وطرائق M المقيدة الحصينة بعد اختيار الطريقة الحصينة المقيدة التي اعطت اقل متوسط مربعات للخطأ (MSE) لتقدير انماذج (ARCH وGARCH) ، ومن ثم مقارنة نتائج هذه الطريقة المقترحة (Shrinkage BM – Bayes) مع نتائج التقدير للطرائق الاخرى المعتمدة في البحث وتكون صيغة المقدر كالاتي [2]

$$\hat{\theta}_{sh} = p\hat{\theta}_B + (1-p)\hat{\theta}_{BMR}$$

اذ ان $\hat{\theta}_{sh}$ يمثل قيمة المعلمات لمقدر التقليص.

$\hat{\theta}_B$ يمثل قيمة المعلمات لمقدر الطريقة البيزية.

$\hat{\theta}_{BMR}$ يمثل قيمة المعلمات لمقدر طريقة M الحصينة المقيدة .

وفيما يأتي عرض لصيغ المقدرات المقلصة :-

1-المقدر المقلص الاول بين مقدر بيز Bayes ومقدر (BM- Huber)

$$\hat{\theta}_{BMHu-B} = P\hat{\theta}_B + (1-P)\hat{\theta}_{BM.Hu}$$

2- المقدر المقلص الثاني بين مقدر بيز Bayes ومقدر (BM- Hample)

$$\hat{\theta}_{BMHa-B} = \hat{\theta}_B + (1-P)P\hat{\theta}_{BMHa}$$

3- المقدر المقلص الثالث بين مقدر بيز B ومقدر (BMT) (BM – Tukey)

$$\hat{\theta}_{BMT-B} = P\hat{\theta}_B + (1-P)\hat{\theta}_{BMT}$$

اذ ان P هي وزن معين 1≥ P ≤ 0 يتم اختيار قيمته من خلال البرنامج بالاعتماد على اقل مجموع مربعات خطأ يظهر لمقدر التقليص ويمكن اشتقاق قيمة القيمة المثلى للثابت P كالاتي:

$$\hat{\theta}_{sh} = p\hat{\theta}_B + (1-p)\hat{\theta}_{BMR}$$

$\hat{\theta}_{BMR}$: مقدر الطريقة الحصينة المقيدة الافضل الذي يحقق اقل قيمة لـ(MSE).

$\hat{\theta}_B$: مقدر اسلوب بيز.

$\hat{\theta}_{sh}$: مقدر الطريقة المقلصة.

$\hat{\theta}_{BMR}, \hat{\theta}_B$ يمثلان قيم المعلمات المقدرة في الطريقتين التي تم اعتمادها لايجاد مقدر التقليص بجعل مجموع مربعات الاخطاء (SSE) لمقدر التقليص اقل ما يمكن وفق الصيغة الاتية :

$$\mathrm{SSE} = \sum_{t=1}^{n} \left(\theta_t - \hat{\theta}_{sh}\right)^2$$
$$= \sum_{t=1}^{n} \left(\theta_t - P\hat{\theta}_B - (1-P)\hat{\theta}_{BMR}\right)^2$$

نشتق مجموع مربعات الخطأ بالنسبة لـ P ومساواة المشتقة للصفر

$$\frac{\partial SSE}{\partial P} = 0$$

نحصل على القيمة المقدرة للمعلمة P والتي تعطينا افضل مقدر مقلص وكالاتي :

$$\hat{P} = \frac{\sum_{t=1}^{n}[\theta_t\hat{\theta}_B - \hat{\theta}_{BMR}\hat{\theta}_B - \theta_t\hat{\theta}_{BMR} + \hat{\theta}_{BMR}{}^2\ ]}{\sum_{t=1}^{n}[\hat{\theta}_B{}^2\ - 2\hat{\theta}_B\hat{\theta}_{BMR} + \hat{\theta}_{BMR}{}^2\ ]}$$

بعد ان تتم عملية التقدير بطرائق التقدير المختلفة التي اعتمدت في البحث وهي طرائق , (Bayes) (MLE) , (BM- Huber) , (BM- Hample) , (BM – Tukey). والاساليب المقترحة $\hat{y}_t BM.Bayes$ ، **BM.Bayes** ، (Shrinkage BM.Bayes) ، اذ يتم المقارنه بين جميع الطرائق اعلاه والاساليب المقترحة واختيار الاسلوب المقترح الافضل الذي يعطينا اقل (MSE) .

التلويث والقيم الشاذة في السلاسل الزمنية [15][14][12][6][1]

(Contamination and Outliers In Time Series)

ان السلاسل الزمنية الاقتصادية والتجارية تتأثر بالإضرابات ونشوب الحروب والسياسات الاقتصادية العالمية والمحلية والتغيرات المفاجئة في بنية السوق او التغيرات في الطقس الخ. مما يؤدي الى عدم الدقة في البيانات او ظهور التلوبث او القيم الشاذة في تلك السلاسل ، اذ ان هناك مجموعة من الأسباب تؤدي الى

ظهورها مثل أخطاء القياس ، أخطاء التسجيل وأخطاء العينة او التدخلات الخارجية ، وتؤثر القيم الشاذة في السلاسل الزمنية على الاغلب سلبا في عملية تقدير معلمات الانموذج المستخدم وان طبيعة هذا التأثير يعتمد على نوع القيم الشاذة.

لقد قسم الباحث (Fox) في عام 1972 القيم الشاذة في السلاسل الزمنية إلى نوعين **هما** (AO و IO) شائعا الظهور في السلاسل الزمنية .:

1- **القـــيم الشاذة المـضافة Additive Outlier) AO)** وهي القيم التي تؤثر في مشاهدة واحدة فقط بعد ذلك فان السلسلة تعود الى مسارها الطبيعي وكان شيئا لم يحدث. وان التاثير الذي يحدث بسبب AO عند الزمن t=T يعطى بالصيغة .

2- **القيم الشاذة النمطية Innovation Outlier) IO)** وهو ذلك النوع من الشواذ الذي يؤثر في مشاهدات لاحقة ابتداءا من موقع القيمة الشاذة ، او هي الشواذ التي ينتشر تاثيرها في المشاهدات اللاحقة ويعتمد هذا التاثير على قوة ذاكرة النظام او الانموذج

اما الباحث (Tsay) في عام 1988 فقد صنف الحالات غير الطبيعية التي تواجهنا في تحليل السلاسل الزمنية الى القيم الشاذة (Outliers) والتغيرات البنيوية او التركيبية للسلسلة (structure changes) وقد بين انها تعد شيئا مألوفا في تحليل السلاسل الزمنية التطبيقية ، وغالبا ما يتم إهمال وجودها او تجاهل تأثيرها ، وان ظهور مثل هذه الأحداث الغير طبيعية قد تضلل نتائج التحليل وتؤدي الى استنتاجات خاطئة. وايضا قسم الباحث القيم الشاذة إلى القيم الشاذة المضافة (AO) والقيم الشاذة النمطية (IO) ، أما التغيرات البنيوية (structure changes) فقد جزئها الى تحول المستوى ((level shift (LS) وتغير التباين (variance change (VC))

اما الباحثون (Maronna, Martin , Yohai) في عام (2006) فقد قدموا وصفا قريبا لوصف الباحث (Tsay) اذ صنفوا القيم الشاذة في السلاسل الزمنية الى القيم الشاذة المنفردة (Isolated Outliers) وهي عبارة عن قيمة شاذة واحدة تظهر في السلسلة الزمنية والقيم الشاذة المتفرقة (Patchy Outliers) وهي عبارة عن مجموعة من القيم الشاذة تنتشر في السلسلة الزمنية ، تؤدي الى التحول في مستوى قيمة الوسط الحسابي (level shifts in mean value)، وقد ذكروا بان النوع الأخير لا يمكن ان نعده كأحد الشواذ كونه ظاهرة تحدث في كثير من الأحيان وعليه فان تأثير القيم الشاذة يتضمن ثلاثة أنواع من التأثير وهي التلويث والتقنع والإغراق.

اولاً : التلويث (Contamination) [1]

يعرف التلويث على انه تأثير قيمة شاذة على المشاهدات المجاورة بسبب الارتباط المتسلسل للسلسلة الزمنية، وبالتالي فان قوة تأثير التلويث ستعتمد على نوع القيمة الشاذة ولقد قدم الباحثان ((Bruce & Martin (1989) دراسة بينت هذا التأثير لانموذج AR(1) بوجود قيم شاذة من نوع الشواذ المضافة Additive AO outliers) والشواذ النمطية innovational outliers) IO).

ثانياً : التقنع (Masking) [1]

التقنع يعني أن القيمة الشاذة تغطي أو تقنع تأثيرات قيم شاذة أخرى ، ومن ثم فان طريقة التقدير الإحصائية او أسلوب اختبار القيمة الشاذة يفشل في كشفها.

لقد اقترح ((Bruce & Martin (1989) طريقة التشخيص (استبعاد k من الشواذ)(leave-k-out) للتعامل مع الشواذ المتفرقة وأسلوب حذف تكراري لتأثيرات التقنع، ولكن المشكلة الأخرى التي ظهرت هي كيف يمكن تحديد قيمة k .

ثالثا : الإغراق (Swamping) [1]

الإغراق هو الحالة العكسية للتقنع فقد تحدد مجموعة من القيم الشاذة على انها مشاهدات جيدة او تحدد مجموعة من المشاهدات الجيدة كقيم شاذة .

وبين الباحثون (Maronna, Martin , Yohai) ان هناك ثلاثة اساليب للتعامل مع المشاهدات الشاذة وهي:

الاسلوب الاول : حذف المشاهدات الشاذة

اذ كان سابقاً يتم حذف القيم الشاذة، اما الآن فان الكثير من الباحثين لا ينصحون بهذا الإجراء.

الاسلوب الثاني : باستعمال التقدير الحصين لتقدير الانموذج (التكييف)

في هذا الاسلوب يتم استعمال طرائق التقدير الحصينة في عملية النمذجة ولجميع مراحل التقدير واختبار دقة التشخيص اذ ان استعمال الطرائق الحصينة يوفر حماية ضد التأثيرات الجانبية للمشاهدات الشاذة وذلك لان مشاهدة شاذة غير عادية واحدة يمكن ان تؤثر سلباً وبشكل كبير في عملية التقدير ويتم استبدال المشاهدات

الشاذة ببعض المقدرات الحصينة، فإذا كان تحديد وتقدير الشواذ المنفردة او المتفرقة غير ضروري للتحليل وان الهدف هو بناء انموذج للجزء الأكبر من المشاهدات فان أسلوب التكييف يكون مناسبا.

الاسلوب الثالث : كشف المشاهدات الشاذة و نمذجتها وتفسيرها

اذا كان الهدف هو تحديد انموذج ذو كفاءة عالية في التنبؤ والتفسير فان الأسلوب الثالث هو الملائم ويفضل اغلب الباحثون أسلوب الدمج بين الطريقتين الثانية والثالثة لاسيما في التطبيق العملي .

قاعدة(3σ) للكشف عن القيم الشاذة The (3σ) Rule for Detection Outlier [12][13][15]

قدم الباحث (Friedrick Pukelsheim) قاعدة (3σ) في عام(1992) يتبعه الباحث (Patrick D.Spagon) عام (1997) .اذ تعتبر قاعدة (3σ) اومايعرف بقاعدة (99.7 , 95 , 68) من الادوات التي تستخدم بشكل واسع في الابحاث للكشف عن القيم الشاذة وان هذا المصطلح هو مصطلح عام لبعض اختبارات الفرضيات الاحصائية التي تختبر البواقي التي تتوزع توزيعاً طبيعياً او التي تتوزع توزيع student-t ، وغيرها من التوزيعات. وان الشروط التي تم بموجبها اثبات هذه القاعدة تم تحليلها وتوسيع تطبيقاتها على المربعات الصغرى والتأكد من كفاءتها . وتفترض هذه القاعدة بشكل مبسط تقدير المشاهدة او القيمة الشاذة ان كان الاحتمال للقيمة المشاهدة خارج المدى $[\mu - 3\sigma , \mu + 3\sigma]$ وتستخرج كالاتي :

$$Z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{S}$$

x_i: المشاهدة

$\bar{x}$: متوسط السلسلة او المشاهدات

S : التباين

فاذا كانت قيمة $|Z_i| > 3$ تعتبر مشاهدة x_i هي مشاهدة شاذة (outlier) .

وبصورة عامة فأن الاحصاءات بحسب قاعدة (3σ) او (99.7 , 95 , 68) هو اختصار للنسب المئوية للقيم التي تقع حول المتوسط ويكون بعدها عن المتوسط هو بقيمة (1σ) او (2σ) او (3σ) على التوالي،اذ يمثل (σ) الانحراق المعياري وبشكل اكثر دقة (68.27% , 95.45% , 99.73%) تمثل النسب للقيم التي تقع على بعد (1σ) و (2σ) و (3σ) على التوالي ويكون العمل بقاعدة (3σ) وفق الاتي :

$$Pr(\mu - \sigma \le x \le \mu + \sigma) \approx 0.6827$$
$$Pr(\mu - 2\sigma \le x \le \mu + 2\sigma) \approx 0.9545$$
$$Pr(\mu - 3\sigma \le x \le \mu + 3\sigma) \approx 0.9973$$

x : متغير عشوائي

μ : متوسط التوزيع

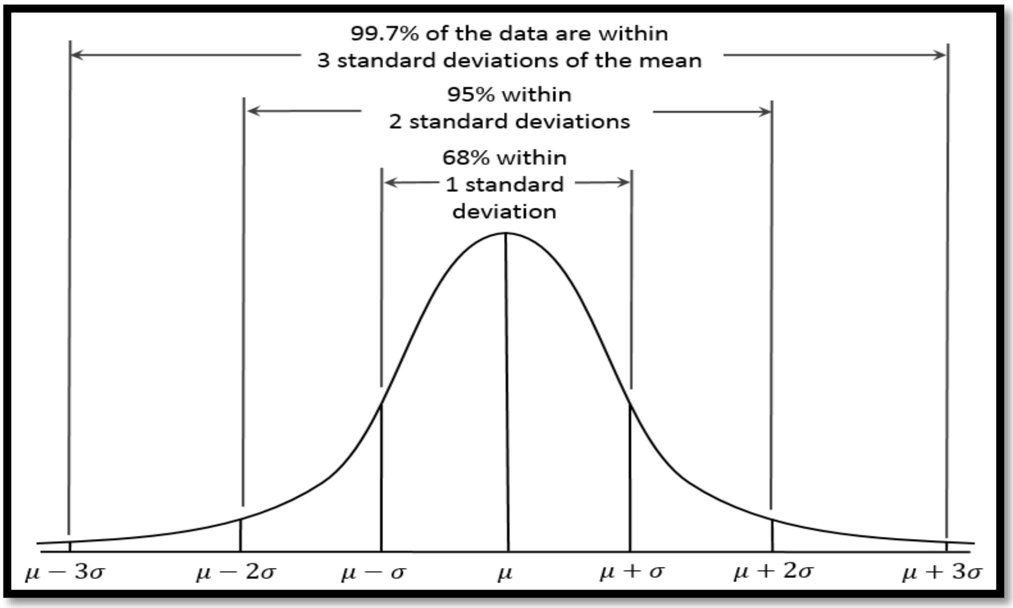
σ : الانحراف المعياري

تلك القيم تأتي من دالة التوزيع التجميعية للتوزيع الطبيعي اذ ان التنبؤ لاي نتيجة معيارية يتوافق عددياً مع المقدار

$$\left(1 - (1 - \Phi\mu , \sigma\, 2(standard\ score)\right) . 2)$$

والشكل التالي يوضح ذلك بيانيا:

الشكل (2-1)
يوضح الشكل اختبار الكشف عن القيم الشاذة Three Sigma (3σ)
والالية التي تحدد فيها القيم كقيم شاذة



وللتوضيح على سبيل المثال $\Phi(\,2) \approx 0.9772$ او

$$Pr(x \;\leq\; \mu + 2\sigma) \approx 0.9772$$

وهذه النتيجة يتم الحصول عليها بالاعتماد على فترة التنبؤ (Prediction)

$$(1 - (\,1 - 0.97725)\,.\,2) = 0.9545 = 95.45\%$$

مع ملاحظة ان الفترة اعلاه ليست متماثلة وان الاحتمال يمثل احتمال ان تكون المشاهدة اقل من ($\mu + 2\sigma$) . ولحساب احتمال ان المشاهدة تقع على بعد 2σ (ضعف قيمة الانحراف المعياري) من المتوسط تستعمل العلاقة الاتية :

$$Pr(\mu - 2\sigma \;\leq x \;\leq\; \mu + 2\sigma) = \;\Phi(2) - \;\Phi(-2) \approx 0.9772 - (1 - 0.9772)$$
$$\approx 0.9545$$

وفي العلوم التجريبية فأن القيم التي تبعد بقيمة (3σ) عن المتوسط اي انها تتعامل مع احتمال (99.73%) او ما يسمى بقرب اليقين (Near Certainty) تعتبر قيماً شاذه . بعض العلوم الاخرى تعتبر النتائج مقبولة اي ان القيم الشاذة اذا كان مستوى المعنوية لها اكبر من (2σ) باحتمال (95%) بينما في علم الفيزياء فلا تعتبر القيمة شاذه الا اذا كان بعدها عن المتوسط هو (5σ) باحتمال (99.99994%) وتدعى حينها بالاكتشاف (Discovery) . وتطبق قاعدة (3σ) على المتغيرات التي تتوزع نوزيعا طبيعيا وايضا على تلك التي توزيعها غير طبيعي اذ مالايقل عن 98% من الحالات تندرج ضمن فترات (3σ) .

الجانب التطبيقي

1- مقدمة

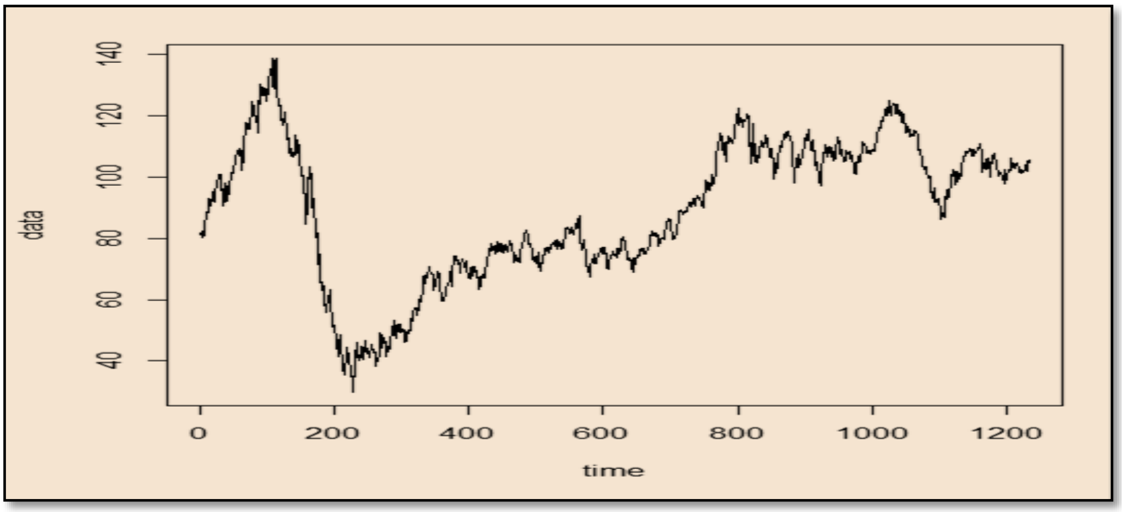
يتضمن هذا الفصل تطبيق لانموذج GARCH(1,1) عندما يتبع الخطا التوزيع الطبيعي ، اذ جرى تطبيق مراحل بناء الانموذج التي تم ذكرها في الجانب النظري وهي مرحلة التشخيص ثم التقدير وبعدها مرحلة فحص دقة وملائمة الانموذج واجراء الاختبارات الإحصائية الخاصة بتلك المراحل ، وقد تم تقدير معلمات الأنموذج المشخص باستعمال الطرائق البيزية الحصينة المقترحة التي سبق ذكرها في الجانب النظري وتطبيقها في الجانب التجريبي في محاولة للحصول على أفضل مقدر يعطي اقل قيمة لـ (MSE) وقد حققته طريقة BM.Bayes.Shrinkage. وقد استخدم بيانات تمثل سلسلة الاسعار اليومية لبيع نفط البصرة بالدولار الذي يعد المصدر الاساسي والاول لواردات العراق للمدة (2008-2012) وكان سبب اختيار هذه المدة هو حالة عدم الاستقرار في اسعار بيع النفط في السوق العالمية ومن ثم عدم استقراره في العراق وبعد استبعاد ايام العطل كان حجم العينة مكون من (1234) مشاهدة اذ تم الحصول على تلك البيانات من وزارة النفط .

2- خصائص السلسلة الزمنية

قبل البدء بتحليل السلسلة الزمنية لابد لنا اولا من رسم السلسلة لمعرفة وجود الاستقرارية من عدمها ومن ثم استعراض اهم الخصائص العامة لها وكما في الجدول ادناه :

الشكل (4-1)

شكل السلسلة الزمنية لاسعار بيع نفط البصرة بالدولار للفترة (2008-2012)



من الشكل اعلاه يتضح ان السلسلة الزمنية غير مستقرة اذ ان هناك ارتفاعا في الربع الاول من السلسلة الزمنية يتبعها انخفاضا ومن ثم تتجه السلسلة نحو الاستقرار بعد منتصف السلسلة مما يستدعي اخذ الفرق الاول d=1 لتحقيق الاستقرارية في الوسط .

والجدول (4-1) ادناه يبين اهم الخصائص الاحصائية للسلسلة الذي يوضح قيم الوسط الحسابي والتباين والانحراف المعياري واعلى واقل قيمة والوسيط وقيم معاملات التفرطح والالتواء:

جدول (4-1)

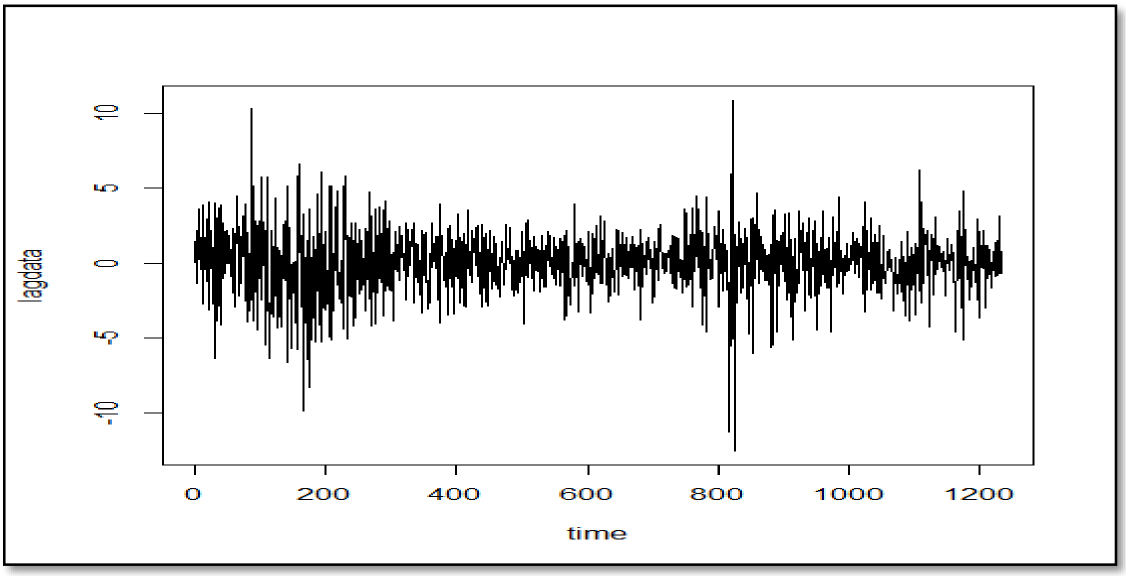
يوضح الخصائص الاحصائية للسلسلة الزمنية للاسعار اليومية لبيع نفط البصرة بالدولار

قيمة المعيار	المعيار
89.46973	Mean
92.975	Median
29.885	Minimum value
138.8	Maximum value
22.87346	Standard deviation
523.1954	Variance
-0.4178732	Skewness
-0.643673	Kurtosis

ومن الجدول اعلاه يتبين إن اصغر قيمة في السلسلة الزمنية كانت (29.885) واكبر قيمة هي (138.8) وكانت قيمة المتوسط للسلسلة الزمنية (89.46973) اما قيمة الوسيط فكانت مساوية لـ (92.975) وانحراف معياري قدره (22.87346) وتباين (523.1054) وكانت قيمة معامل الالتواء (-0.4178732) وهي قيمة سالبة وهذا يعني ان هناك تجمع لقيم المشاهدات حول المتوسط من جهة اليسار، وكذلك كانت قيمة معامل التفرطح قيمه سالبة (-0.643673) ولاتساوي (3) التي تعتبر القيمة المميزة للتوزيع الطبيعي وهذا يعني تشتت الاخطاء اي ان الاخطاء لاتتوزع توزيعا طبيعا عند مستوى معنوية 5% وهذا مايؤكده اختبار Jarque-Bera الذي يستدل منه على وجود تاثير GARCH اي وجود عدم تجانس التباين الذي تم شرحه في الجانب النظري.

ولتحقيق الاستقرارية للسلسلة في الوسط تم اخذ الفرق الاول d=1 اذ لوحظ استقرار السلسلة وكما مبين في الشكل ادناه:

الشكل (2-4)
يوضح السلسلة الزمنية للفروق لاسعار البيع اليومية لنفط البصرة بالدولار للفترة (2008-2012)
بعد اخذ الفرق الاول واستقرارها في الوسط



يتضح من الشكل اعلاه استقرار السلسلة الزمنية في الوسط بعد اخذ الفرق الاول وظهور بعض القيم الشاذة بشكل اكثر وضوحا والجدول (2-4) في ادناه يبين خصائص السلسلة

جدول (2-4)
الخصائص الاحصائية للسلسلة الزمنية للفروق للاسعار اليومية لبيع
نفط البصرة بالدولار بعد اخذ الفرق الاول

قيمة المعيار	المعيار
0.01985401	Mean
0.11	Median
-12.52	Minimum value
10.88	Maximum value
2.090673	Standard deviation
4.370915	Variance
-0.3507484	Skewness
3.423722	Kurtosis

ومن الجدول اعلاه يتبين إن قيمة المتوسط للسلسلة الزمنية (0.01985401) اما قيمة الوسيط فكانت مساوية لـ (0.11) وانحراف معياري قدره (2.090673) وتباين (4.370915) واصغر قيمة في السلسلة الزمنية كانت (-12.52) واكبر قيمة هي (10.88) وكانت قيمة معامل الالتواء قيمة سالبة (-0.3507484) وهذا يعني ان هناك التواء لجهة اليسار، فيما كانت قيمة معامل التفرطح تساوي (3.423722) .

3- الكشف عن وجود التلويث والقيم الشاذة

لغرض الكشف عن القيم الشاذة التي ظهرت في السلسلة الزمنية بعد اخذ الفرق الاول لها وكانت واضحة من خلال رسم السلسلة ، جرى استعمال طريقة (3σ) Three Sigma التي تم توضيحها في الجانب النظري وقد تم تحديد القيم ذات التسلسل (32,87,113,141,161,166,171,175,817,823,824) كقيم شاذة مسببة للتلويث في السلسلة الزمنية اعتمادا على القيم التي تم اخذ الفرق الاول لها وتعتمد نسبة التلويث على قيمة ($d\sigma$) اذ يمثل d بعد القيمة الشاذة عن متوسط السلسلة الزمنية كان يكون البعد (2σ) او (3σ) او (5σ) .

4- تشخيص الانموذج

هناك اكثر من اختبار للكشف عن وجود تاثير (GARCH) اي وجود عدم تجانس التباين في السلسلة الزمنية وكما تم توضيحه في الجانب النظري اذ تم الاعتماد على المعيارين الاتيين :

1- جرى الاعتماد على اختبار **J-B** لتشخيص السلسلة هل تتبع انموذج GARCH اي هل يوجد تاثير GARCH وفق صيغة الاختبار بعد استخراج قيم الالتواء S والتفرطح K للسلسلة وكما تم توضيحه في الجانب النظري وكانت قيمة الاختبار مساوية لـ (213.3661) عند مستوى معنوية (5%) وبقيمة احتمالية (p-value= 0) وهذا يدل على ان البواقي لاتتوزع توزيع طبيعي وان البيانات تتبع انموذج GARCH.

2- لمعرفة مدى ارتباط سلسلة البواقي جرى استعمال اختبار (Ljung-Box) الذي جرى توضيحه في مرحلة التشخيص في الجانب النظري حيث تنص فرضية العدم على عدم وجود ارتباط بين البواقي وعند اجراء الاختبار كانت قيمة احصاءة الاختبار مساوية لـ (13.0113) عند مستوى دلالة (5%) وبقيمة احتمالية (p-value= 0) وهو يعني رفض فرضية العدم اي ان السلسلة الزمنية لاسعار النفط تعاني من وجود ارتباط عند الازاحة المدروسة اي وجود عدم تجانس التباين وبالتالي وجود تاثير لـ (GARCH).

5- تقدير معلمات الانموذج

بعد مرحلة التشخيص والتاكد من وجود تاثير (GARCH) في السلسلة الزمنية تاتي مرحلة تقدير المعلمات وقد تم تقدير معلمات السلسلة الزمنية لاسعار البيع اليومي لنفط البصرة بشكل اولي باستعمال برنامج R واتباع طريقة (MLE) وهي احدى الطرائق التي تم اعتمادها بالتقدير في الجانب النظري من الاطروحة وتعتبر من الطرائق التقليدية للتقدير فكانت قيم المعلمات كما في الجدول التالي:

جدول (4-3)

يبين قيم معلمات انموذج GARCH(1,1) المقدرة بطريقة (MLE) للسلسلة الزمنية للأسعار اليومية لبيع نفط البصرة

Parameter	Estimate
α_0	0.06732
α_1	0.06306
β_1	0.92222

ومن خلال القيم التقديرية اعلاه يتضح ان $(\alpha_1 + \beta_1) < 1$ وهذا الشرط ضروري لتحقق الاستقرارية في عملية GARCH وكما تم شرحه سابقا.في الجانب النظري

6- معايير تحديد رتبة الانموذج

لقد تم حساب قيم معايير تحديد رتبة الانموذج والتي تم شرحها في الجانب النظري لبعض انماذج GARCH وهي معيار (AIC) ومعيار (BIC) ومعيار(HQ) وذلك للتاكد من ملائمة انموذج GARCH(1,1) وكما موضح في الجدول (4-3) اذ تبين ان اقل قيم للمعايير اعلاه حققها الانموذج GARCH(1,1) عند اغلب المعايير رغم ان هناك قيم اقل سجلت لمعيار AIC لانموذجي GARCH(1,3) و GARCH(2,3) ولكن الباحثة اعتمدت على مجمل المعايير التي تم الاعتماد عليها والقيم كما موصوفة في الجدول التالي:

جدول (4-4)

يبين القيم المستخرجة لمعايير تحديد رتبة الانموذج لنماذج GARCH وبرتب مختلفة

HQ	BIC	AIC	الانموذج المفترض
4.154532	4.164888	4.148287	GARCH(1,1)
4.157699	4.170644	4.149893	GARCH(2,1)
4.160856	4.176389	4.151488	GARCH(3,1)
4.157066	4.170011	4.149260	GARCH(1,2)
4.158718	4.174252	4.149351	GARCH(2,2)
4.161771	4.179894	4.150842	GARCH(3,2)
4.156153	4.171686	4.146785	GARCH(1,3)
4.157648	4.175770	4.146719	GARCH(2,3)
4.160831	4.181543	4.148341	GARCH(3,3)

يتضح من الجدول افضلية انموذج GARCH(1,1) للمعايير الثلاث وصيغته كما مبينة في ادناه :

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1\, y_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}$$

7- فحص دقة الانموذج

بعد مرحلة تقدير معلمات الانموذج وتحديد رتبة الانموذج تاتي مرحلة فحص دقة وملائمة الانموذج اذ جرى استعمال اختبار (Ljung-Box Test) للتاكد من ان الانموذج المستخدم هو انموذج ملائم حيث احتسبت قيمة المعيار وفق الصيغة (11-2) وكانت قيمته للبواقي مساوية الى (11.8134) وبمستوى معنوية (5%) وبقيمة احتمالية (p-value=0.9223488) وهي قيمة اعلى من مستوى المعنوية 5% وكانت قيمة المعيار لمربعات البواقي مساوية لـ (28.59438) وبمستوى معنوية (5%) وبقيمة احتمالية (p-value=0.09605875) وهي ايضا اعلى من مستوى المعنوية 5% والتي تعني بأن الارتباطات الذاتية للبواقي ولمربعات البواقي غير معنوية وغياب تأثير (GARCH) في البواقي مما يشير إلى أن البواقي عشوائية وتتوزع بشكل مستقل للأنموذج ،وهذا يعني أننا لا نرفض فرضية العدم عند الإزاحة المدروسة ، وهذا دليل على ان الانموذج GARCH(1,1) جيد وملاءم لتمثيل تقلبات البيانات وبالتالي يكون هو الافضل لتصحيح الارتباط في معادلة التباين الشرطي للسلسلة الزمنية.

8- تقدير معلمات الانموذج باستعمال طرائق التقدير البيزية الحصينة المقترحة

بعد ان جرى التاكد من أن إنموذج GARCH(1,1) هو الانموذج الملائم لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية من خلال تطبيق مراحل بناء الانموذج ونتائج التقدير الاولية بطريقة (MLE) لمعلمات الانموذج للسلسلة الزمنية للاسعار اليومية لبيع نفط البصرة تم تقدير معلمات الانموذج بالطرائق الحصينة البيزية الثلاثة المقترحة واحتساب قيمة (MSE) لكل طريقة لايجاد الطريقة الافضل التي حققت اقل قيمة لمعيار المقارنة وقد كانت طريقة (BM.Bayes.Shrinkage) هي الافضل اذ حققت اقل قيمة لـ(MSE) وكما موضح في الجدول ادناه الذي يبين القيم التقديرية لمعلمات انموذج GARCH(1,1) وقيم (MSE) المقدرة بالطرائق المقترحة الثلاث:

جدول (4-5)

يبين قيم معلمات انموذج GARCH(1,1) بعد تقديرها بطرائق التقدير البيزية الحصينة المقترحة BM.BAYES SHRINKAGE و $\hat{y}$ BM.Bayes وBM.Bayes

METHODS	α_0	α_1	β_1	MSE
$\hat{y}$ BM.Bayes	1.88297	0.93842	0.40788	18.71741
BM.Bayes	0.36819	0.13349	0.80027	18.24294
BM.Bayes.Shrinkag	0.08517	0.06904	0.17216	7.684869

من الجدول اعلاه نلاحظ ان طريقة ($\hat{y}$ BM.Bayes) كان لها اعلى قيمة لـ (MSE) من بين الطرائق الثلاث و وبعدها طريقة BM.Bayes ، اما طريقة BM.Bayes Shrinkage فقد حققت اقل قيمة لـ (MSE) وهذه النتيجة اكدت ماجاء في الجانب التجريبي عند اجراء المحاكاة على القيم التقديرية الاولية للمعلمات التي تم تقديرها بطريقة (MLE) لبيانات السلسلة الحقيقية كما نلاحظ ان مجموع قيم المعلمات المقدرة بطريقة ($\hat{y}$ BM.Bayes) اكبر من (1) وهي لاتحقق شرط الاستقرارية بينما كان مجموع قيم المعلمات للطريقتين الاخريين اقل من (1) وهي تحقق شرط الاستقرارية وبذلك تكون قيم المعلمات المقدرة بطريقة (BM.Bayes Shrinkage) هي الافضل لتقدير انموذج GARCH(1,1) لسلسلة اسعار بيع نفط البصرة ويمكن كتابة صيغة معادلة سلسلة العودة والتباين الشرطي للانموذج كالاتي :

$$R_t = \mu + y_t$$

$$y_t = h^{\frac{1}{2}} \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \ldots \sim iidN\,(0,1)$$

$$h_t = 0.08517 + 0.06904\, y_{t-1}^2 + 0.17216 h_{t-1} \ldots (4-1)$$

وبمقارنة قيم المعلمات لطريقة (BM.Bayes Shrinkage) في الجدول اعلاه مع القيم المقدرة سابقا بطريقة (MLE) في الجدول (4-4) نلاحظ ان هناك تقاربا في قيمتي (α_0 ,α_1) وكان هناك اختلاف ملحوظ في قيمة (β) معلمة (GARCH).

9- اختبار الانموذج

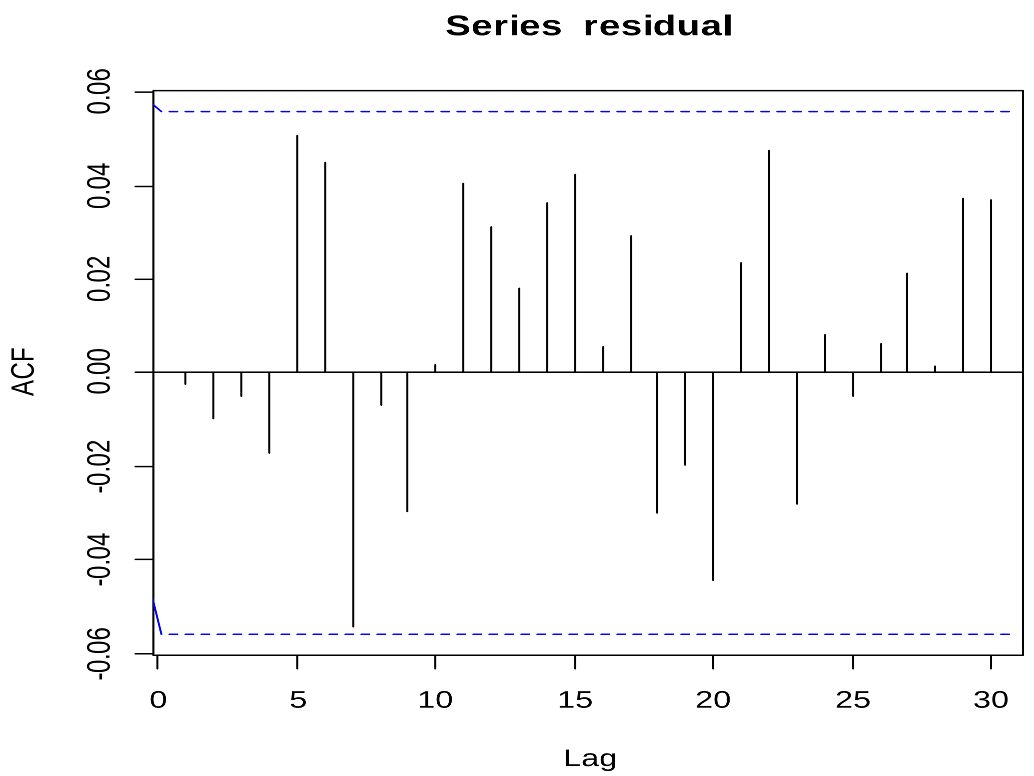
بعد تقدير معلمات الانموذج GARCH(1,1) بطريقة (BM.Bayes Shrinkage) ومن ثم تقدير الانموذج تاتي مرحلة اختبار الانموذج عن طريق اختبار سلسلة البواقي للتأكد من ملائمة الانموذج وذلك من خلال رسم البواقي واختبار الطبيعية لها اذ يتم ايجاد الارتباطات والارتباطات الجزئية للبواقي بأخذ (lag) للبواقي وكما مبين في الجداول ادناه :

جدول (4-6)
يبين قيم الارتباطات لسلسلة البواقي عند قيم الـ(lag) لانموذج GARCH(1,1)

lag	autocorrelations	lag	autocorrelations	lag	autocorrelations
1	0.003-	11	0.041	21	0.023
2	0.010-	12	0.031	22	0.047
3	0.005-	13	0.018	23	0.028-
4	0.017-	14	0.036	24	0.008
5	0.051	15	0.042	25	0.005-
6	0.045	16	0.005	26	0.006
7	0.054-	17	0.029	27	0.021
8	0.007-	18	0.030	28	0.002
9	0.030-	19	0.020-	29	0.037
10	0.002	20	0.044-	30	0.037

يتضح من الجدول اعلاه ان جميع قيم الارتباطات لبواقي السلسلة الزمنية اقل من (0.05) وهذا يبين عشوائية الارتباطات وهو دليل على ملائمة الانموذج GARCH(1,1) .

الشكل (4-3)
قيم الارتباطات لبواقي السلسلة الزمنية للأسعار اليومية لبيع نفط البصرة بالدولار للفترة (2008-2013)



جدول (4-7)

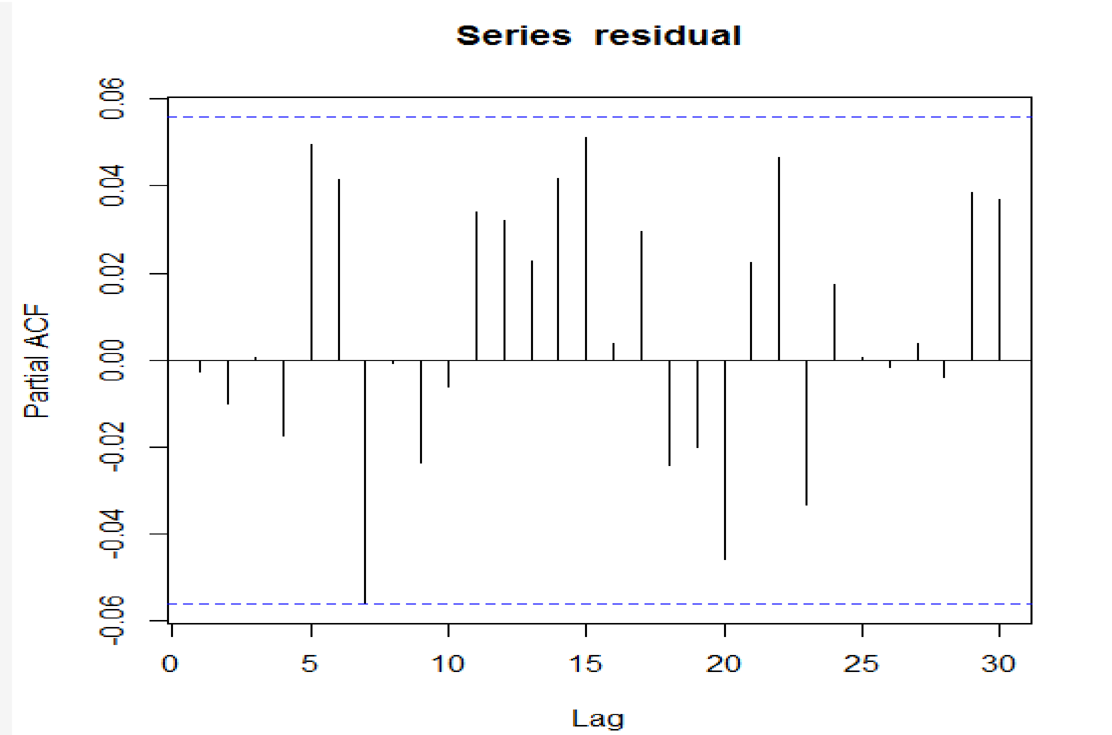
يبين قيم الارتباطات الجزئية لسلسلة البواقي عند قيم الـ(lag) لانموذج GARCH(1,1)

lag	Partial autocorrelations	lag	Partial autocorrelations	lag	Partial autocorrelations
1	0.003-	11	0.034	21	0.023
2	0.010-	12	0.032	22	0.046
3	0.000	13	0.023	23	0.033-
4	0.018-	14	0.042	24	0.017
5	0.050	15	0.051	25	0.000
6	0.041	16	0.004	26	0.002-
7	0.056-	17	0.029	27	0.004
8	0.001-	18	0.024-	28	0.004-
9	0.024-	19	0.020-	29	0.039
10	0.006-	20	0.046-	30	0.037

يتضح من الجدول اعلاه ان جميع قيم الارتباطات الجزئية لسلسلة البواقي اقل من (0.05) وهذا دليل على عشوائية البواقي ومن ثم دليل على ملائمة انموذج GARCH(1,1) لبيانات السلسلة الزمنية للأسعار اليومية لبيع نفط البصرة بالدولار وفي ادناه شكل يوضح الارتباطات الجزئية لقيم Lag من (1- 30)

الشكل (4-4)

قيم الارتباطات الجزئية لبواقي السلسلة الزمنية للأسعار اليومية لبيع نفط البصرة بالدولار للفترة (2008-2013)



ثانياً : الاستنتاجات المستخلصة من الجانب التطبيقي

1- بينت النتائج ان الانموذج الملائم لتمثيل سلسلة البيانات هو الانموذج.GARCH(1,1)

2- حققت الطريقة المقلصة المقترحة (BM.Bayes.Shrinkag) افضل قيمة لمعيار (AMSE) وبالتالي تم الاعتماد عليها لتقدير قيم المعلمات لانموذج GARCH(1,1) .

ثالثا : التوصيات الخاصة بالجانب التطبيقي

1- الاهتمام بشكل اكبر بأختبار البيانات لمدى ملائمتها لانماذج GARCH لكون اغلب الظواهر تعاني من مشكلة عدم التجانس في التباين .
2- استعمال اختبارات اخرى للكشف عن وجود او عدم وجود قيم شاذة وملوثة في البيانات والسلاسل الزمنية للظواهر المدروسة لما لها من تاثير قوي على دقة التقدير.
3- التحقق من نوع القيم الشاذة في السلسة الزمنية المدروسة لوجود انواع عديدة منها في السلاسل الزمنية .
4- استعمال الأنماذج التي تم تقديرها لغرض التنبؤ لقيم مستقبلية للظاهرة المدروسة والظواهر الاخرى.
5- توصي الباحثة بدراسة بيانات بيئية او طبية او ظواهر طبيعية اخرى لغرض تعميم استعمال أنماذج (GARCH) على تلك الظواهروعدم تحديد استعمالها على البيانات المالية والاقتصادية فقط.

المصادر

1. الخاقاني، طاهر ريسان، (2012)، "**المقدرات الحصينة للارتباط الذاتي في انموذج السلاسل الزمنية الموسمية المختلطة المضبب**". أطروحة دكتوراه، جامعة بغداد، كلية الادارة والاقتصاد.
2. رشيد، حسام عبد الرزاق، (2014)، "**الممهدات اللامعلمية لانموذج المعاملات المتغيرة والمتغيرة جزئياً**". أطروحة دكتوراه، جامعة بغداد، كلية الادارة والاقتصاد.
3. عبد الله، سهيل نجم، (2008)، "**تحليل نماذج السلاسل الزمنية اللاخطية من نوع (ARCH & GARCH) للرتب الدنيا باستعمال المحاكاة**". أطروحة دكتوراه، جامعة بغداد.
4. Bera, A. K., and Bilias, Y., (2002), "**The MM, ME, ML, EL, EF, and GMM Approaches to Estimation: a Synthesis**". Journal of Econometrics, 107, (51-86).
5. Bollerslev, T., (1986), "**Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity**". Journal of Econometrics, Vol.31, pp. 307-327.
6. Carnero, M. Angeles. Pena, Daniel. Ruiz, Esther, (2012), "**Estimating GARCH Volatility in the Presence of Outliers**". Economics Letters, vol. 114, no. 3-4: 86-90.
7. Engle, R. F., (2001), "**The Use of ARCH/GARCH Models in Applied**". Journal of Economic Perspectives-Volume 15, Number 4, (157-168).
8. Francq, C., and Zakoian J.M., (2004) "**Maximum likelihood estimation of pure GARCH and ARMA–GARCH processes**". Bernoulli. 10: (605–637).
9. Francq, C., and Zakoian J.M., (2010), "**GARCH Models**". John Wiley & Sons.
10. Heston, S.L., Nandi, S., (2000), "**A Closed-Form GARCH Option Valuation Model**". Review of Financial Studies, pp. 585–625.
11. Hwang, S., Satchell, E., and Pedro, L., (2004), "**How Persistent is Volatility? An Answer with Stochastic Volatility Models with Markov Regime Switching State Equations**". Cass Business School, London.
12. Lehman, R., (2013), "**The $3-\sigma$ Rule for Outlier Detection from the Viewpoint of Geodetic Adjustment**". Journal of Surveying Engineering, Vol. 139, (4), 157-165.
13. Maimon, O. and Rockach, L. (2005), "**Data Mining and Knowledge Discovery Handbook: A Complete Guide for Practitioners and Researchers**". Kluwer Academic Publishers.
14. Maronna, R.A., Martin, R.D., and Yohai, J.V., (2006), "**Robust Statistics**". John Wiley & Sons, Ltd.
15. Rousseevw, P.J., and Leroy, A.N., (1978), "**Robust Regression and Outlier Detection**". John Wiley & Sons.
16. Straumann, D., (2005) , "**Estimation in Conditionally Herteroscedastic Time Series Models**". Springer, Berlin, Germany, pp. 72-79.

Use of some hippocampal biz methods to estimate the GARCH model (1,1)

L. Dr. Jinan Abdullah Anbar A. Prof. Dr. Nizar Mustafa Jawad Al-Sarraf

Abstract

In this paper, invulnerable Bayesian capabilities were found to estimate a model of self-regression models conditioned by heterogeneity of variance, which is the generalized GARCH (1.1) model when the distribution of errors follows the normal distribution through three invulnerable biometric methods for estimating which are the (Y῞BM Bayes) method and the (BM) method. Bayes Shrinkage and BM Bayes Shrinkage, which combines the Bayes method with three restrictive fortified methods, namely the BM. Huber method, the two proposed methods (BM. Hample) and (BM. Tukey), and then apply what was mentioned in the theoretical side on a time series consisting of (1254) views of the daily selling prices of Basra oil for the period (2/1/2008 - 31/12/2012) through the application of the BM Bayes Shrinkage method, which was the best when applied to the estimated parameters values By means of (MLE) where it achieved the lowest value of the comparison standard (MSE).

………………………………………………………………

………………………………………………

…………………………