دراسه مقارنه لبواقي المربعات الصغرى (LS Residuals) والبواقي التعاقبيه (Recursive Residuals) والبواقي (BLUS Residuals) في اختبار مشكله عدم التجانس والارتباط الذاتي في نماذج الانحدار الخطي

أ.م.د سلمى ثابت ذاكر* شهد عادل عبدالغفور**

المستخلص

تناول هذا البحث دراسه مقارنه لبواقي المربعات الصغرى (LS Residuals) والبواقي التعاقبيه (Recursive Residuals) وافضل البواقي الخط*يه غير المتحيزه بتباين مشترك ثابت (BLUS Residuals) في اختبار مشكله عدم تجانس التباين ، ومشكله الارتباط الذاتي وذلك في ضوء انموذج انحدار (k=2) من المعلمات والذي يمثل العلاقه بين الدخل والاستهلاك ، وقد تطلب تنفيذ ذلك كتابة مجموعه برامج بلغه (Matlab) ، فضلاً عن استخدام البرنامج الجاهز (Eviews 7) وقد تم التوصل الى ان بواقي المربعات الصغرى (LS residuals) تطابقت مع البواقي التعاقبيه (Recursive Residuals) والبواقي(BLUS residuals) في اختبار عدم التجانس الاانها اختلفت معهما في اختبار الارتباط الذاتي.

Abstract

This Research has discussed a comparative study of the least square residuals (LS), recursive residuals and the best linear unbiased scalar residuals (BLUS). Tests to the problems of Herero's kedasticity and Autocorrelation have been used .in the use of a regression model represents the relationship between the income and the consumption (k 2) of parameters. A set of programs has been written in Matlab language to find the BLUS residuals . The statistical package (Eviews7) has been used to find recursive residuals.

It has been found that the least square residuals (LS) have agreed with the recursive residuals and the BLUS residuals in test of Heteroskedosticity, but it has disagreed with them in the Autocorrelation test.

1- المقدمة:

من المعروف بأن بواقي المربعات الصغرى (LS residuals) تتصف بخصائص مثلى فهي افضل تقديرات خطية غير متحيزة (BLUE) ولكن بالرغم من هذه الخصائص المرغوب فيها، تتصف هذه البواقي بكونها لا تكون بمصفوفة تباين مشترك ثابت (Scalar) أي أن ($v(\underline{e}) \neq \sigma^2 I$) وبالتالي فأن ذلك يقود الى مشاكل خطيرة في توظيفها لاختبارات التشخيص والتي ابرزها مشكلة عدم التجانس التباين (Heteroskedasticity) ، ومشكلة الارتباط الذاتي (Autocorrelation) إذ أن إحصاءه الاختبارات

* الجامعة المستنصرية / كلية الادارة والاقتصاد .
** باحثة .

مقبول للنشر بتأريخ 2014/8/24
مستل من رسالة ماجستير

(F, χ^2) وغيرها لا تتبع التوزيع الاحتمالي (F, χ^2) وبالتالي فأن أنجاز هذه الاختبارات وغيرها على بواقي المربعات الصغرى (LS) يعطي نتائج مضلله ، وعلى هذا الاساس فقد وضع العديد من الباحثين بدائل عديدة لبواقي المربعات الصغرى (LS) لتجاوز هذه المشاكل ، أبرزها بواقي (BLUS) والتي تعني البواقي الخطية غير متحيزة بمصفوفة تباين مشترك ثابت (Scalar) وتساوي $(\sigma^2 I)$ ، والبواقي التعاقبية (Recursive residuals) التي ايضاً تكون بمصفوفة تباين مشترك ثابت $(\sigma^2 I)$.

أن البواقي التعاقبية قد نالت حظاً أوفر في الانتشار والتطبيق اذا أن العديد من البرامج الجاهزة تضمنت عمليه أيجادها وتطبيقها في حين أن طريقة (BLUS residuals) لم تحقق مثل هذا الانتشار ، وقد دعا الباحثان (Sinha) و (Magnus)[8] سنة (2004) الى محاولة برمجتها وتطبيقها، وعلى هذا الاساس فقد أنصبَ هذا البحث على عرض التفاصيل النظرية والتطبيقية لهذا البديل ، وبرمجتها ، ومقارنة نتائج توظيفها لاختبارات مشكلة عدم التجانس (Heteroskedasticity) والارتباط الذاتي (Autocorrelation) ، مع البواقي التعاقبية (Recursive residuals) ، وبواقي المربعات الصغرى (LS residuals) لمعرفة اداء كل منها.

2- هدف البحث:

يهدف هذا البحث الى تسليط الضوء على مشاكل بواقي المربعات الصغرى (LS residuals) وتأثير هذه المشاكل في توظيف هذه البواقي في اختبارات التشخيص في انموذج الانحدار والتي ابرزها اختبار مشكلة عدم التجانس (Heteroskedasticity) ، واختبار الارتباط الذاتي (Autocorrelation) الأمر الذي يعطي نتائج مضلله لهذه الاختبارات كما يهدف هذا البحث الى عرض تفصيلي للبدائل الموضوعة والتي يمكن اعتمادها في اجراء اختبارات التشخيص المذكورة اعلاه وأن هذه البدائل هي بواقي (BLUS residuals) والبواقي التعاقبية (Recursive residuals) حيث سيتم التركيز على بواقي (BLUS residuals) وبيأن التفاصيل النظرية الخاصة به وآلية تطبيقه لأنه البديل (موضوع البحث) نظراً لأهميتة كما يستهدف هذا البحث ايضاً الى مقارنة بواقي المربعات الصغرى (LS) مع اهم هذه البدائل وهي (BLUS residuals) والبواقي التعاقبية(Recursive residuals) في اجراء اختبارات الارتباط الذاتي و عدم التجانس لانموذج انحدار يمثل الدخل و علاقتة بالانفاق الاستهلاكي .

3- الجانب النظري:

كما هو معروف في انموذج الانحدار الخطي العام (Standard Linear Model)[11] وفق المعادلة ادناه:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad . . . . (1)$$

أذ أن

(y) متجه القيم المشاهدة للمتغير المعتمد y بـ (n×1) .

(X) المصفوفة المشاهدة (n×k) وبالرتبة (Rank=k) والتي تشمل على (k) من المتغيرات التوضيحية.

(β) متجه (k) من المعلمات الغير معلومة.

(ϵ) متجه الاضطرابات (disturbance) ب (n) من العناصر اذ أن المتوسط الشرطي ، ومصفوفة التباين المشترك عند (X) هي:

$$\mathbf{E}\,(\in/\mathbf{X}) = \mathbf{0}$$
$$\mathbf{v}\,(\in/\mathbf{X}) = \boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{I} \quad \textbf{Scalar Covariance matrix} \quad . . . . (2)$$

أذ أن:

(σ^2): معلمة موجبه غير معلومة.

(I): (n×n) مصفوفة الوحدة.

في كثير من الاحيان أو غالباً يكون هناك شك حول قبول الفرضية المتعلقة بـ Scalar Covariance Matrix $(\mathbf{v}\,(\in/\mathbf{x}) = \boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{I})$ وعليه لا بد من اختبار فيما اذا كانت هذه الفرضية متحققة فعلاً ومقبولة . أن المشكلة الرئيسة في هذا الموضوع هو ان (∈) غير معلومة ولا بد من تقديرها، والبديل الطبيعي وكما هو معروف للمتجه (∈)

$$\in = \mathbf{y} - \mathbf{X\beta} \quad . . . . . (3)$$

وعليه فأن مصفوفة التباين والتباين المشترك لبواقي المربعات الصغرى (LS Residuals) هي (Non - Scalar) أي لا تساوي $(\sigma^2 I)$ ، ومن ذلك نستنتج ان التجانس (Homoscedasticity) وعدم الارتباط (Uncorrelated) في الاضطرابات ليست متحققة أو مضمونه نهائياً في بواقي المربعات الصغرى (LS Residuals) ، وهذا يقودنا الى أو ينطوي على مضمون خطير في امكانية اجراء الاختبارات لخصائص متجه توزيع الاضطرابات وذلك لان احصاءات الاختبار التي تكون على اساس توزيعات

(F, χ^2, t) سوف لا تملك بصورة عامة مثل هذه التوزيعات عندما تصاغ بدلالة متغيرات عشوائية مترابطة (correlated) وتباينات مختلفة غير متجانسة ، وكانت هناك العديد من المحاولات من قبل الباحثين لتجاوز هذه المشكلة باعتماد بواقي المربعات الصغرى(LS Residual) .

3-1 بدائل بواقي المربعات الصغرى (LS Residuals):

في ضوء ما تقدم اعلاه من كون بواقي المربعات الصغرى (LS Residuals) تتصف بمشكلة عدم التجانس (Heteroskedasticity) ، والارتباط الذاتي (Autocorrelation) ، الأمر الذي يقود الى أن يكون التباين المشترك لها غير ثابت ولا يساوي $(\sigma^2 I)$ فقد وضعت العديد من البدائل لتجاوز هذه المشاكل البعض منها بواقي BLUS (Best Linear Unbiased Scalar) والبواقي التعاقبيه (Recursive Residuals)، اذ أن بواقي BLUS والبواقي التعاقبيه قد نجحت في تجاوز مشاكل (LS) وكان لها تباين مشترك $(\sigma^2 I)$.وفيما يلي ادناه التفاصيل الخاصه بالبديلين:

3-1-1 متجهه البواقي الخطية غير المتحيزة الافضل بتباين مشترك ثابت [6],[1], [11]

(Best Linear Unbiased Scalar Residual Vector)

كما تم توضيحه بأن بواقي المربعات الصغرى (LS Residuals) ، بالرغم من كونها تتصف بخصائص مثلى الا أنها ليست ملائمة لأجراء اختبار أفترض $(\mathbf{v}(\epsilon) = \sigma^2 \mathbf{I})$ وعليه فأن الاجراء أو العملية البديلة لتجاوز هذه المشكلة هي تنفيذ اختبارات في ضوء بواقي تتصف بامتلاكها خاصية تباين مشترك ثابت (Scalar Covariance Matrix) أي تحقق $(\mathbf{v}(\epsilon) = \sigma^2 \mathbf{I})$ أن الفائدة من ذلك هو أن كافة الاختبارات الموضوعة مثل اختبار تجانس التباين ، واستقلالية الاخطاء تكون قابلة للتطبيق مباشرة، مثل هذه البواقي هي (BLUS) . والتي وضع الاسس النظرية لها الباحث (Theil)، وفيما يأتي ادناه المراحل الاساسية لإيجاد أو الحصول على متجه البواقي (BLUS)[11]:

المرحلة الأولى: تحديد عدد البواقي التي تتصف بكونها (BLUS) و التي يمكن الحصول عليها.

المرحلة الثانية: تجزئة مصفوفة المشاهدات (The Observation Matrix Partitioned)

المرحلة الثالثة: صياغة المعادلات لإيجاد متجة البواقي (BLUS) وفقاً للتجزئة الموضوعة

المرحلة الرابعة: تحديد عدد مصفوفات الاساس (Bases) التي يمكن الحصول عليها وكيفية ايجادها

المرحلة الخامسة: اختيار المصفوفة الاساس X_o التي تعتمد في ايجاد $\hat{\underline{\in}}_1$. وفيما يلي التفاصيل الخاصة لكل مرحلة .

3-1-1-1 المرحلة الأولى : تحديد عدد البواقي التي تتصف بكونها (BLUS)[11]:

لتحديد عدد البواقي التي تتصف بكونها (BLUS) نوضح الآتي:

لكي يكون متجه البواقي $(\underline{\in})$ خطي ، لابد من امكانية كتابته (Cy) اذ أن (C) هي مصفوفة من (n) من الاعمدة لا تتضمن (y) . هذه المصفوفة تحقق الشرط الآتي:

$$CX=0 \qquad \ldots\ldots (4)$$

لكي يكون متجه البواقي $(\underline{\in})$ غير متحيز وذلك لأن:

$$\mathbf{Cy} = \mathbf{C}\{\mathbf{X\beta} + \underline{\in}\}$$

تمتلك نفس التوقع المناظر لمتجه الاضطرابات (zero) اذا واذا فقط (CX=0) وعليه فأن متجه البواقي الخطية الغير متحيزة يتمثل بـ $(C\underline{\in})$ لذا فأن مصفوفة التباين المشترك هي :

$$\mathbf{E}\left(\mathbf{C}\,\underline{\in}\,\underline{\in}'\ \mathbf{C}'\right) = \sigma^2\,\mathbf{CC}' \qquad \ldots\ldots(5)$$

والتي تكون مصفوفه ثابتة (Scalar Matrix) بالصياغة $(\sigma^2 \mathbf{I})$ اذا واذا فقط كانت :

$$\mathbf{CC}' = \mathbf{I} \qquad \ldots\ldots(6)$$

هذه النتيجة ممكن تلخيصها بالنظرية الموضوعة من قبل (Theil) في ضوء انموذج الانحدار الخطي العام معادلة (1) ، الشرط الضروري والكافي لكي يكون متجه البواقي $(\underline{\in})$ خطي وغير متحيز ويمتلك تباين مشترك ثابت $(\sigma^2 \mathbf{I})$ هو امكانية تمثيله بـ (Cy) بمصفوفة (C) تحقق الشرطين معادلة (4) ، معادلة (6) . أن الحد الاعلى لصفوف مصفوفة (C) هو (n-k) ، والمصفوفة (I) في معادلة (6) تكون على الاكثر بالدرجه (n-k)×(n-k) [11].

وعليه في ضوء النظرية اعلاه وضع (Theil) النتيجة الآتية والتي مفادها : اذا كان متجه البواقي $(\underline{\in})$ خطي وغير متحيز ويمتلك تباين مشترك ثابت $(\sigma^2 \mathbf{I})$ فيمكن تمثيله أو التعبير عنه على الاكثر بــ (n-k) من عناصر المتجه $(\underline{\in})$.

وللبرهنة على ذلك:

نفترض أن (C) هي من درجة (p×n) وعليه فأن (Cy) تمثل (p) من الاضطرابات اذ أن (1 ≤ p ≤ n) ، كما أن (CC') من رتبة (p×p) وكذلك المصفوفة الاحادية (I) تكون من نفس الرتبة وأن (C) وفقا لمعادلة (4) تكون الاعمدة (n) طبقاً الى (k) اعتمادية خطيه (Linear Dependencies) ، لذا فأن رتبة المصفوفة (C) لا يمكن أن تتجاوز (n-k) . الا أن الرتب للمصفوفة (C) ، والمصفوفة (CC') متساوية كما أن لمصفوفة الاحادية (I) في معادله(6) تمتلك رتبة كاملة (full rank) لذلك فأن (p ≤ n-k)[11] .

من ذلك يتضح بأن (p = n-k) دائماً عندما تكون (X) برتبة كاملة (full rank) ، وعليه يمكن الاستنتاج بأن (k) من الاضطرابات يجب أن تستبعد أو تحذف عندما نعمل على أيجاد متجه البواقي الخطية الغير متحيز بتباين مشترك ثابت وعليه فأن عدد البواقي (BLUS residuals) تكون (n-k) .

3-1-1-2 المرحلة الثانية: تجزئة مصفوفة المشاهدات(Observation Matrix Partitioned)[11]:

في هذه المرحلة يتم تجزئة مصفوفة المشاهدات $[y \quad X]$ الى مصفوفتين جزئية تتضمن (k , n-k) من الصفوف وبالإمكان اعادة ترتيب المشاهدات في هاتين المصفوفتين اذا كان ذلك ضروري ، اذ أن المجموعة (k) من الصفوف تناظر أول (k) من المشاهدات . أن الانموذج الاساسي ومقدر المربعات الصغرى (LS) الخاص بها سوف يكون بالشكل الآتي :

$$\begin{matrix} \mathbf{k} & \mathbf{rows} \\ \mathbf{n-k} & \mathbf{rows} \end{matrix} \begin{pmatrix} \mathbf{y_o} \\ \mathbf{y_1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{X_o} \\ \mathbf{X_1} \end{pmatrix} \boldsymbol{\beta} + \begin{pmatrix} \in_o \\ \in_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{X_o} \\ \mathbf{X_1} \end{pmatrix} \underline{\mathbf{b}} + \begin{pmatrix} \mathbf{e_o} \\ \mathbf{e_1} \end{pmatrix} \quad ...(7)$$

وأن المصفوفات بالمؤشر الجزئي (0) كلها تتضمن (k) من الصفوف و التي بالمؤشر الجزئي (1) تتضمن (n-k) من الصفوف . وعليه فأن الهدف هو أيجاد متجه البواقي الخطية الغير متحيزة الافضل لمصفوفة تباين ثابت (BLUS) بالعدد (n-k) . ولابد من الاشارة الى أن المصفوفة $(\mathbf{X_o})$ هي مربعة (k×k) وبما أن المصفوفة (X) تمتلك رتبة (rank) (k) ، فأنه باستمرار من الممكن اعادة ترتيب المشاهدات لكي تكون $(\mathbf{X_o})$ غير احادية (non singular) اذ من الضروري أن تكون هذه المصفوفة غير احادية .

3-1-1-3 المرحلة الثالثة:أيجاد متجه البواقي طبقاً للتجزئة الموضوعة[11]

(The BLUS residual Vector For a Given Partitioning)

وبما أن المصفوفة (X) تمتلك رتبة (k) فأن المصفوفة $(\mathbf{X}\,\mathbf{X_o^{-1}})$ اذ أن :

$$\mathbf{X}\,\mathbf{X_o^{-1}} = \begin{pmatrix} \mathbf{X_o} \\ \mathbf{X_1} \end{pmatrix} \mathbf{X_o^{-1}} = \begin{pmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{X_1}\,\mathbf{X_o^{-1}} \end{pmatrix} \quad ...(8)$$

تمتلك رتبة (k) أيضاً وعليه فأن المصفوفة المتماثلة (k×k) ادناه: $\mathbf{X}\,\mathbf{X_o^{-1}}\ (\mathbf{X}\,\mathbf{X_o^{-1}})'$ هي (Positive Definite) وأن معكوسها هو:

$$[(\mathbf{X}\,\mathbf{X_o^{-1}})'\,\mathbf{X}\,\mathbf{X_o^{-1}}]^{-1} = (\mathbf{X'_o})^{-1}\mathbf{X'X}\,\mathbf{X_o^{-1}}\,)^{-1} = \mathbf{X_o}(\mathbf{X'X})^{-1}\mathbf{X'_o} \quad .....(9)$$

وتتصف بكونها متماثلة و (Positive definite) ، ولذلك فأن الجذور بعدد (k) للمعادلة (9) تكون جميعها موجبه ومن الممكن كتابتها بـ $(\mathbf{d_h^2})$ ، اذ أن (h=1,2,……,k) ، وأن أي جذر من هذه الجذور (k) يجب أن لا يكون اكبر من (1) ، فهي أما تكون مساوية (1) أو أقل من (1) (ولكنها يجب أن تبقى موجبه).للجذور التي هي أقل من (1) تكون لدينا المعادلة الآتية:

$$\left[\,\mathbf{X_o}(\mathbf{X'X})^{-1}\mathbf{X'_o} - \mathbf{d_h^2}\,\mathbf{I}\,\right]\mathbf{q_h} = \mathbf{0} \quad ,\mathbf{h} = \mathbf{1},\dots,\mathbf{H} \quad ....(\mathbf{10})$$

حيث أن (H ≤ K) هو عدد الجذور التي هي أقل من (1) وأن $(q_1,\dots\dots,q_H)$ هي (k) من المتجهات المميزة (Characteristic Vector) والمناظرة للجذور $(\mathbf{d_1^2},.\ ...\ .,\ \mathbf{d_H^2})$.

أن المعادلة (7) والمعادلة (10) تشكل الاساس الذي تم عليه بناء الصياغة الخاصة بإيجاد متجه البواقي الخطية غير المتحيزة الافضل لمصفوفة تباين مشترك ثابت(BLUS residuals) والذي سيرمز له بـ $(\underline{\hat{\in}}_1)$ وذلك من خلال المعادلة الآتية [11]:

$$\underline{\hat{\in}}_1 = \underline{\mathbf{e}}_1 - \mathbf{X_1}\,\mathbf{X_o^{-1}}\left[\sum_{h=1}^{H}\frac{\mathbf{d_h}}{1+\mathbf{d_h}}\,\mathbf{q_h}\,\mathbf{q'_h}\right]\underline{\mathbf{e}}_o \quad ...(\mathbf{11})$$

ويتصف بالخصائص الآتية:

أ –
$$\mathbf{E}\,[(\hat{\in}_1 - \in_1)'(\hat{\in}_1 - \in_1)] = 2\boldsymbol{\sigma}^2\sum_{h=1}^{k}(\mathbf{1}-\mathbf{d_n})$$

ب- أن مجموع مربعات (n-k) من البواقي (BLUS residuals) تكون مساوية الى مجموع مربعات (n) من البواقي (LS residuals) :

$$\underline{\hat{\in}}'_1\,\underline{\hat{\in}}_1 = (\mathbf{n}-\mathbf{k})\,\mathbf{S}^2 \quad ...(\mathbf{12})$$

$$S^2 = \frac{e'e}{n-k} \qquad n(LS) \qquad \text{variance est.}$$

3-1-1-4 المرحلة الرابعة:تحديد عدد مصفوفات الاساس (X_o) وكيفية أيجادها [11]:

في هذه المرحلة سوف يتم توضيح عدد مصفوفات الاساس (X_o) التي يمكن الحصول عليها وكيفية أيجادها وذلك بالنسبة لحالة عدم التجانس (Heteroskedasticity) وحالة الارتباط الذاتي (Autocorrelation) ، وهي الحالات التي سيتم التركيز عليها لأنها تعد الاختبارات الأهم ، وفيما يأتي تفاصيل كل منها:

أ- في حالة عدم التجانس[11] :

أن عدد المصفوفات الاساس (X_o) في حالة عدم التجانس وكون المشاهدات بعدد زوجي هو (1) ، واذا كان العدد فردي يكون (2) ففي حالة العدد زوجي فأن المصفوفة الاساس (X_o) تكون باختيار (k) من المشاهدات الوسطية ، أما اذا كان عدد المشاهدات فردي فسوف تكون هنالك مصفوفتين اساسية تمثل مجموعتين من المشاهدات الوسطية عندئذ من معادلة (F) سوف تكون اما على اساس أول المشاهدات $\frac{1}{2}(n-k-1)$ ، وأخر $\frac{1}{2}(n-k+1)$ من المشاهدات أو على اساس أول المشاهدات $\frac{1}{2}(n-k+1)$, وآخر $\frac{1}{2}(n-k-1)$ والجدير بالذكر أن درجات الحرية في البسط والمقام لـ (F) لا تكون متساوية .

ب- في حالة الارتباط الذاتي[11] :

أن عدد المصفوفات الاساس (X_o) في حالة الارتباط الذاتي هي بعدد (k+1) وكيفية اختيار المصفوفات الاساس هو باختيار أول (m) من المشاهدات وآخر (k-m) من المشاهدات حيث (m) عدد صحيح موجب ويكون ($m \le k$) .

3-1-1-5 المرحلة الخامسة: اختيار مصفوفة الاساس (X_o) التي تعتمد في أيجاد ($\hat{\epsilon}_1$) [11]:

بالنظر لوجود أكثر من مصفوفة اساس (X_o) والمطلوب هو مصفوفة اساس واحدة لتقدير متجه البواقي (BLUS) كما هو موضح في معادلة (11) لذلك فأن المعيار الذي سوف يعتمد هو اختيار مصفوفة الاساس التي تتصف بكون ($d_1+d_2+\ldots\ldots+d_k$) هي الاعلى وهذا يقود الى أنها تحقق أقل متوسط مربعات خطأ .
والجدير بالذكر بأن المصفوفة الاساس التي يكون فيها واحد أو أكثر من الجذور(d=0) فأنه يجب استبعادها وذلك لأن المصفوفة (X_o) سوف تصبح (singular) احادية . واخيراً وبعد الحصول وايجاد ($\hat{\epsilon}_1$) وهو متجه بواقي (BLUS) يتم ايجاد إحصاءه الاختبار لعدم التجانس (Heteroskedasticity) والارتباط الذاتي (Autocorrelation) .

3-1-2 البواقي التعاقبيـــة (Recursive Residuals)[5],[4],[7] :

تعد البواقي التعاقبية من البدائل الشائعة الاستخدام ولها نفس خصائص البواقي (BLUS residuals) حيث أنها تتجاوز ايضاً المشاكل التي تتعلق ببواقي المربعات الصغرى (OLS residuals) ، اذ انها تكون بمصفوفه تباين مشترك ثابت ($\sigma^2 I$) ولها نفس قوة اختبار (BLUS) . ان المعادلات الخاصة بهذه الطريقة وآلية احتسابها وخصائصها والتي تتمثل :

بأختيار اول (t) من المشاهدات (من اصل (n) من المشاهدات) لكل من متغير الاستجابة والمتغيرات التوضيحية أذ أن ($t \ge k$) أي أكبر من أو تساوي عدد المتغيرات التوضيحية المتضمنة في الأنموذج . بعدها يتم تقدير متجه المعلمات ($\hat{\beta}$) باعتماد طريقة المربعات الصغرى، أذ أن الصيغة :

$$\hat{\beta}_t = (X'_t X_t)^{-1} X'_t y_t \quad \ldots . (13)$$

أذ أن (X_t) مصفوفة ذات سعة (t×k) لاول (t) من مشاهدات (k) من المتغيرات التوضيحية و $y'_t = (y_1, \ldots\ldots, y_t)$ والذي يمثل اول (t) من مشاهدات متغير الاستجابة. ان البواقي التعاقبية هي في الاساس عبارة عن القيم التنبوئية لفترة مستقبلية واحدة للبواقي (Standardized One-Step ahead Forecast Residuals) أذ أن :

$$w_{t+1} = \frac{(y_{t+1} - x'_{t+1}\hat{B}_t)}{\sqrt{1 + x'_{t+1}\,(X'_t X_t)^{-1}\,x_{t+1}}} \qquad \ldots\ldots (14)$$

(w_{t+1}) تمثل الاخطاء التعاقبية.

2-3 الاختبارات المستخدمة في الجانب العملي[11]:

أن البدائل التي سوف تستخدم في الجانب التطبيقي هي بواقي (BLUS residuals) والبواقي التعاقبية (Recursive residuals) حيث سيتم استخدامها في اختبارات الكشف عن مشكلة عدم التجانس (Heteroskedasticity)، ومشكلة الارتباط الذاتي (Autocorrelation) وكالآتي :

1- الكشف عن مشكلة عدم التجانس باستخدام طريقة (Goldfeld-Quaudt)[11]:

أن إحصاءة اختبار (Goldfeld-Quaudt) لرفض أو قبول فرضية العدم (H_o) المبينة في ادناه:

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$$

$\mathbf{H_1}: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$

هي :

$$F = \frac{S_2^2}{S_1^2} \quad \ldots\ldots (15)$$

اذ أن (F) يتبع توزيع (F) بدرجة حرية $\frac{1}{2}(n-k), \frac{1}{2}(n-k)$ للبسط والمقام وبمستوى دلالة معين، هذا في حالة عدد المشاهدات زوجي ، اما اذا كان فردي فتكون بدرجة حرية $\frac{1}{2}(n-k-1)$ للبسط ، $\frac{1}{2}(n-k+1)$ للمقام .

2- الكشف عن مشكلة الارتباط الذاتي [11]:

لقد تم اعتماد احصاءة (Von Neumann) المعدلة والمبينة ادناه:

$$\acute{Q} = \frac{\sum_\alpha(\hat{\in}_{\alpha+1} - \hat{\in}_\alpha)^2}{(n-k-1)\, S^2} \quad \ldots\ldots (16)$$

وتقارن ($\acute{Q}$) المحتسبة مع ($\acute{Q}$) الجدولية بدرجة حرية (n-k) بمستوى معنوية معين لاختبار فرضية العدم التالية :

H_o: Zero Autocorrelation
H_1: Non Zero Autocorrelation

فاذا كانت ($\acute{Q}$) المحتسبة اكبر من ($\acute{Q}$) الجدولية ترفض (H_o) والفروق معنوية.

4- الجانب التطبيقي :

في هذا المبحث سوف يتم بيان آلية تطبيق المراحل الأساسية لتقدير بواقي (BLUS) وذلك على اساس أنموذج الانحدار يصيغ العلاقة بين الدخل والاستهلاك حيث (K=2) عدد المعلمات ، اذ سيتم ايجاد البواقي (BLUS) وذلك في حالة توظيفها باختبار مشكله عدم التجانس (Heteroskedasticity) ، واختبار مشكله الارتباط الذاتي (Autocorrelation). كما سيتم اجراء مقارنه بين اداء البواقي (BLUS residuals) ، والبواقي التعاقبية(Recursive residuals)، وبواقي المربعات الصغرى (LS residuals) في أختبار مشكله عدم التجانس (heteroskedasticity) ومشكله الأرتباط الذاتي (autocorrelation) . وقد تطلب الجانب التطبيقي كتابة مجموعة برامج بلغة (Matlab) لأيجاد بواقي (BLUS residuals) ، كما تم أعتماد البرنامج الجاهز (Eviews 7) لأيجاد البواقي التعاقبيه (Recursive residuals) .

4-1 التطبيق حالة K=2:

لقد تم اعتماد انموذج انحدار الدخل والاستهلاك

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \epsilon_i \quad \ldots\ldots (17)$$

أذ أن y تمثل الاستهلاك ، X_1 يمثل الدخل (K=2) عدد المعلمات وقد تم جمع البيانات(*) الخاصه بالمتغير X_1 ، y وكما موضحه بالملحق (1) . وللفتره من (1992-2011) . وقد أشتمل التطبيق على المراحل الأتيه :

المرحله الاولى: تقدير البواقي (BLUS) والخاصه بأختبار مشكله عدم التجانس.
المرحله الثانيه: تقدير البواقي (BLUS) والخاصه بأختبار مشكله الأرتباط الذاتي.
المرحله الثالثه: تقدير البواقي التعاقبيه (Recursive residuals) .
المرحله الرابعه: توضيف البواقي (BLUS residuals) و(Recursive residuals) و(LS residuals) في تنفيذ الأختبارات وأجراء المقارنات .
وفيما يأتي ادناه التفاصيل الخاصه بكل مرحله :

4-1-1 المرحلة الأولى:

تقدير البواقي (BLUS) والخاصه بأختبار مشكله عدم التجانس (Heteroskedasticity) في ضوء أنموذج انحدار الدخل والاستهلاك المبين بالعلاقة (17) وبتطبيق المراحل الأساسية المذكورة بالجانب النظري، تم ايجاد متجه البواقي (BLUS) $\underline{\hat{\in}}_1$ حيث تطلب ذلك كتابة برنامج بلغة (Matlab) والموضحه في ملحق (2) وبهدف أعطاء صورة واضحة لعملية تطبيق المراحل الأساسية الخاصة بأيجاد $\underline{\hat{\in}}_1$ ، نعرض النتائج التفصيلية لكل مرحلة وكما مبين ادناه

تم ايجاد مصفوفه الأساس X_0 والمصفوفات والمتجهات الأتية :

(*) الحسابات القوميه/ الجهاز المركزي للاحصاء/ وزارة التخطيط .

$$X_0 = \begin{bmatrix} 1 & 367265 \\ 1 & 346777 \end{bmatrix}, X_1 = \begin{bmatrix} 1 & 99643.4 \\ 1 & 279804.7 \\ 1 & 1440957.9 \\ 1 & 5807374.9 \\ 1 & 5641424.3 \\ 1 & 13235490 \\ 1 & 15013422.3 \\ 1 & 31381048.5 \\ 1 & 46634634.8 \\ 1 & 25728748.6 \\ 1 & 46923315.7 \\ 1 & 65798566.8 \\ 1 & 85431538.8 \\ 1 & 100100816.6 \\ 1 & 147641254 \\ 1 & 120428410.7 \\ 1 & 151416101.4 \\ 1 & 199060339.6 \end{bmatrix}, e_0 = \begin{bmatrix} -60224 \\ -33209 \end{bmatrix}, e_1 = \begin{bmatrix} 14448 \\ 14053 \\ 13766 \\ 17460 \\ 14264 \\ 45049 \\ 51078 \\ -55819 \\ -11547 \\ 41328 \\ 10699 \\ 11225 \\ 73242 \\ 19502 \\ -12076 \\ 18626 \\ 92591 \\ -67050 \end{bmatrix}$$

كما تم ايجاد المصفوفه :

$$X_0(X'X)^{-1}X'_0 = \begin{bmatrix} 0.0561 & 0.0567 \\ 0.0567 & 0.0574 \end{bmatrix}$$

والجذور d_1^2 , d_2^2 والمتجهات المميزه q_2 , q_1 وكالأتي :

$$H = \begin{bmatrix} -0.7112 & 0.7030 \\ 0.7030 & 0.7112 \end{bmatrix} , \quad d_1^2 = 0.00003 , \quad d_2^2 = 0.1135$$

وقد تم الحصول على متجه البواقي (BLUS) $\widehat{\in}_1$ وذلك بعد تطبيق المعادله رقم (11) وكما هو موضح في الجدول (1) عمود رقم (3) .

جدول (1)

ملخص نتائج بواقي (LS residuals) و البواقي (BLUS residuals) $\widehat{\in}_1$

Observation	LSe_α	BLUS $\hat{\epsilon}_1$			
		Hetero	Auto m=2	Auto m=1	Auto m=0
	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
1	14448	26033	94284	81096	-17635
2	14053	25639	13294	80056	-17997
3	13766	25357	10091	12390	-18075
4	17460	29073	62603	91675	-13595
5	14264	25876	13014	60714	-16821
6	45049	16152	-58986	149075	-25214
7	51078	16763	-11804	-56852	-24291
8	-55819	-44088	-63181	-11410	-82273
9	-11547	-10367	-36246	-60413	-13918
10	-60224	53033	37941	-33721	-85715
11	-33209	22503	81407	39403	-59069
12	41328	23117	94044	12120	13858
13	10699	19308	62717	15626	-12957
14	11225	31555	19024	14825	-90352
15	73242	-10848	-11938	29319	-94026
16	19502	19841	18657	-10343	54153
17	-12076	10488	94119	19928	-12629
18	18626	-54536	-63659	11051	17583
19	92591				
20	-67050				
d_1		0.0053	0.4446	0.2826	0.0565
d_2		0.3369	0.0004	0.6161	.7380
$d_1 + d_2$		0.3422	0.44499	0.8987	0.7945

تابع جدول رقم (1)

4-1-2 المرحلة الثانية:

تقدير البواقي (BLUS residuals) والخاصة بأختبار مشكله الارتباط الذاتي وبتطبيق المراحل الأساسية المذكورة في الجانب النظري تم أيجاد متجه البواقي (BLUS residuals) $\hat{\epsilon}_1$ حيث تطلب ذلك كتابة برنامج بلغه (Matlab) والموضحة في ملحق (3) . اذ تم الحصول على ثلاثة مصفوفات اساس X_0 ، وكانت النتائج المرتبطه بكل منها كالاتي :

أ- تم ايجاد مصفوفة الاساس الاولى (X_0) m=2 والمصفوفات والمتجهات الأتية:

$$X_0=\begin{bmatrix}1 & 99643.4\\ 1 & 279804.7\end{bmatrix}, X_1=\begin{bmatrix}1 & 1440957\\ 1 & 5807374.8\\ 1 & 5641424.3\\ 1 & 13235490\\ 1 & 15013422.3\\ 1 & 31381048.5\\ 1 & 46634634.8\\ 1 & 36726500\\ 1 & 34677722.5\\ 1 & 25728748.6\\ 1 & 46923315.7\\ 1 & 65798566.8\\ 1 & 85431538.8\\ 1 & 100100816.6\\ 1 & 147641254\\ 1 & 120428410.7\\ 1 & 151416101.4\\ 1 & 199060334.6\end{bmatrix}, e_0=\begin{bmatrix}14448\\ 14053\end{bmatrix}, e_1=\begin{bmatrix}13766\\ 17460\\ 14264\\ 45049\\ 51078\\ -55819\\ -11547\\ -60224\\ -33209\\ 41328\\ 10699\\ 11255\\ 73242\\ 19502\\ -12076\\ 18626\\ 92591\\ -67050\end{bmatrix}$$

كما تم أيجاد المصفوفة:

$$X_0(X'X)^{-1}X'_0=\begin{bmatrix}0.0990 & 0.0989\\ 0.0989 & 0.0987\end{bmatrix}$$

والجذور المميزة d_2^2 , d_1^2 والمتجهات المميزه q_2 , q_1 وكالأتي :

$$H=\begin{bmatrix}0.7077 & -0.7065\\ 0.7065 & 0.7077\end{bmatrix}, \quad \begin{matrix}d_1^2=0.1977\\ d_2^2=0.0000001\end{matrix}$$

وقد تم الحصول على البواقي BLUS $\hat{\epsilon}_1$ وذلك بعد تطبيق المعادله رقم (11) وكما هو موضح في جدول (1) عمود (4)

ب- ايجاد مصفوفة الأساس الثانية X_0 m=1 و المصفوفات والمتجهات الأتية :

$$X_0=\begin{bmatrix}1 & 99643\\ 1 & 19906\end{bmatrix}, X_1=\begin{bmatrix}1 & 27980\\ 1 & 14410\\ 1 & 58074\\ 1 & 56414\\ 1 & 13235490\\ 1 & 15013\\ 1 & 31381\\ 1 & 46635\\ 1 & 36727\\ 1 & 34678\\ 1 & 25729\\ 1 & 46923\\ 1 & 65799\\ 1 & 85432\\ 1 & 100100\\ 1 & 14764125\\ 1 & 12043\\ 1 & 15142\end{bmatrix}, e_0=\begin{bmatrix}14448\\ -67050\end{bmatrix}, e_1=\begin{bmatrix}14053\\ 13766\\ 17460\\ 14264\\ 45049\\ 51078\\ -55819\\ -11547\\ -60224\\ -33209\\ 41328\\ 10699\\ 11225\\ 73242\\ 19502\\ -12076\\ 18626\\ 92591\end{bmatrix}$$

كما تم ايجاد المصفوفة :

$$X_0(X'X)^{-1}X'_0=\begin{bmatrix}0.0990 & -0.0733\\ -0.0733 & -0.3604\end{bmatrix}$$

والجذور المميزه d_1^2 , d_2^2 والمتجهات المميزه q_1 و q_2 وكالأتي :

$$H = \begin{bmatrix} -0.9675 & -0.2529 \\ -0.2529 & 0.9675 \end{bmatrix} \quad , \quad \begin{matrix} d_1^2 = 0.0799 \\ d_2^2 = 0.3796 \end{matrix}$$

وقد تم الحصول على البواقي BLUS $\hat{\in}_1$ وذلك بعد تطبيق المعادله رقم (11) وكما هو موضح في الجدول (1) عمود (5)

ج- ايجاد مصفوفه الاساس الثالثة X_0 (m=0) والمصفوفات والمتجهات الأتية :

$$X_0 = \begin{bmatrix} 1 & 15142 \\ 1 & 19906 \end{bmatrix}, X_1 = \begin{bmatrix} 1 & 99643 \\ 1 & 27980 \\ 1 & 14410 \\ 1 & 580737 \\ 1 & 56414 \\ 1 & 132355490 \\ 1 & 15013 \\ 1 & 31381 \\ 1 & 46635 \\ 1 & 36727 \\ 1 & 34678 \\ 1 & 25729 \\ 1 & 46923 \\ 1 & 65799 \\ 1 & 85432 \\ 1 & 100100 \\ 1 & 147641254 \\ 1 & 1204284 \end{bmatrix}, e_0 = \begin{bmatrix} 92591 \\ -67050 \end{bmatrix}, e_1 = \begin{bmatrix} 14448 \\ 14053 \\ 13766 \\ 17460 \\ 14264 \\ 45049 \\ 51078 \\ -55819 \\ -11547 \\ -60224 \\ -33209 \\ 41328 \\ 10699 \\ 112246 \\ 732416 \\ 19502 \\ -120756 \\ 186258 \end{bmatrix}$$

كما تم ايجاد المصفوفه :

$$X_0(X'X)^{-1}X'_0 = \begin{bmatrix} 0.1874 & 0.2566 \\ 0.2566 & 0.3604 \end{bmatrix}$$

والجذور المميزه d_1^2 , d_2^2 والمتجهات المميزه q_1 و q_2 وكالأتي :

$$H = \begin{bmatrix} -0.8122 & -0.5833 \\ -0.5833 & -0.8122 \end{bmatrix} \quad , \quad \begin{matrix} d_1^2 = 0.0032 \\ d_2^2 = 0.5446 \end{matrix}$$

وقد تم الحصول على البواقي BLUS $\hat{\in}_1$ وذلك بعد تطبيق المعادله رقم (11) كما هو موضح في الجدول (1) العمود (6) . في ضوء معطيات جدول (1) نجد أن مصفوفة الأساس (m=1) حققت اعلى مجموع للجذور وعليه فقد تم اختيارها وتم الاعتماد عليها في أيجاد متجه $\hat{\in}_1$ والتي تتمثل بالعمود (5) .

4-1-3 المرحلة الثالثة:

تقدير البواقي التعاقبية (Recursive residuals) تم استخدام برنامج (Eviews7) لتقدير البواقي التعاقبية وكانت النتائج كما مبين في الجدول ادناه جدول (2) .

جدول (2)

نتائج البواقي التعاقبية (Recursive residuals)

Observation number	Recursive residuals
1	22806.31
2	106724.1
3	-209574.9
4	-639487
5	-85929.6
6	-2495730
7	-2339614
8	1208510
9	2860193
10	7412461
11	7446631
12	7399874
13	5413019
14	4666693
15	-6769320
16	21344089
17	7798340
18	-838.422
19	
20	

وبهدف وضع ملخص للتطبيق الأول نعرض ماتم الحصول عليه جدول (3) يوضح البواقي (BLUS residuals) والخاصه بمشكلة عدم التجانس (Heteroskedasticity) و مشكلة الأرتباط الذاتي (Autocorrelation) ، والبواقي التعاقبية (Recursive residuals) وبواقي المربعات الصغرى (LS) residuals .

جدول (3)

ملخص التطبيق الاول يوضح بواقي BLUS , Recursive , LS

Observation	Least square	Blus (Hetero)	Blus (Auto)	Recursive residuals
1	14448	26033	81096	22806.31
2	14053	25639	80056	106724.1
3	13765	25357	12390	-209574.9
4	17405	29073	91675	-639487
5	14264	25876	60714	-85929.6
6	45049	16152	149075	-2495730
7	51078	16763	-56852	-2339614
8	-55819	-44088	-11410	1208510
9	-11547	-10367	-60413	2860193
10	-60224	53033	-33721	7412461
11	-33209	22503	39403	7446631
12	41328	23117	12120	7399874
13	10699	19308	15626	5413019
14	11225	31555	14825	4666693
15	73242	-10848	29319	-6769320
16	19502	19841	-10343	21344089
17	-12076	10488	19928	7798340
18	18626	-54536	11051	-838.422
19	92591			
20	-67050			

4-1-4 المرحلة الرابعة: تنفيذ الأختبارات:

أ- مشكله عدم التجانس Heteroskedasticity :

بتطبيق المعادلة (15) تم حساب أحصاءة F في ضوء البواقي التي تم الحصول عليها وكما هي موضحه في جدول (4)

جدول (4)

نتائج إحصاءه F

Residuals	F المحتسبه	F الجدوليه
LS	0.9901	(10, 10, 0.95)=2.97
BLUS	0.2378	(9, 9, 0.95)=3.18
Recursive	0.0257	(9, 9, 0.95)=3.18

ب- مشكلة الارتباط الذاتي(Autocorrelation):

بتطبيق المعادله (16) تم حساب احصاءة المعدله Von Neumann في ضوء البواقي التي تم الحصول عليها واعتمادها وكما موضحه في جدول (5)

جدول (5)

نتائج احصاءة المعدله Von Neumann

Residuals	Von Neumannالمحتسبه	Von Neumannالجدوليه
LS	1.9071	(20 , 0.95)=1.267
BLUS	1.15374	(18 , 0.95)=1.228
Recursive	1.16237	(18 , 0.95)=1.228

في ضوء نتائج أختبارات التطبيق الأول لمشكله عدم التجانس والارتباط الذاتي وكما هي موضحه في جدول (4) ، وجدول (5) نجد أن الطريقتين(BLUS residuals) (Recursive residuals) تتفق نتائج الأختبارات في قبول أو رفض فرضيه العدم H_0 بمشكله عدم التجانس ، والارتباط الذاتي على التوالي ، في حين أن المربعات الصغرى (LS residuals) تتفق في أختبار عدم التجانس وتخالفهما في أختبار الأرتباط الذاتي وهذا يعود الى أن طريقه (LS) تتصف بالمشاكل التي تم ذكرها.

5ـ الاستنتاجات والتوصيات

5-1 الاستنتاجات

أن أهم الاستنتاجات التي يمكن الخروج بها من هذا البحث هي ما يأتي:

1- تطابق بواقي (BLUS residuals) مع البواقي التعاقبية (Recursive residuals) في قبول فرضية العدم بالنسبة لاختبار مشكلة عدم تجانس التباين لدالة انحدار الدخل والاستهلاك (k=2) ، كما تطابقت (BLUS residuals) مع البواقي التعاقبية (Recursive residuals)في رفض فرضية العدم بالنسبة لاختبار مشكلة الارتباط الذاتي في تطبيق حاله (k=2) وعليه فأن اداء البواقي (BLUS) والبواقي التعاقبية متطابق .

2- أن بواقي المربعات الصغرى (LS residuals) قد تطابقت مع البديلين (BLUS residuals) ، والتعاقبية (Recursive residuals) في قبول (H_o) الخاصة بمشكلة عدم التجانس في التطبيق حاله (k=2) واختلفت معه في اختبار(H_o) الخاص بمشكلة الارتباط الذاتي وهذا مما يؤيد بأن بواقي المربعات الصغرى (LS residuals) حتى لو تطابقت فأنها قد تختلف في البعض الأخر وفي كل الاحوال فأن نتائجها مضلله وذلك بسبب ما تتصف به من مشاكل خطيرة.

3- أن سبب انتشار البواقي التعاقبية كما يؤكد العديد من الباحثين هو لسهولتها في التطبيق في حين أن العديد منهم يرى أن (BLUS) أكثر تعقيداً ، ولذلك لم تنل حظها من الانتشار الا أن آلية التطبيق التي تم عرضها في هذا البحث يتبين وبوضوح امكانية استخدامها بيسر وسهولة لا تقل عن البواقي التعاقبية، خاصة بعد مكننتها وكتابته برامجها.

5 -2 التوصيات

1- نوصي باستخدام بواقي (BLUS) في اجراء اختبارات التشخيص في انموذج الانحدار والمتمثله بعدم تجانس التباين والارتباط الذاتي لإحصاءات الاختبارات الاخرى المختلفه .

2- استخدام بواقي (BLUS) في اجراء اختبارات عدم الخطيه (Non-Linearity) في مشاهدات المتغيرات التوضيحيه لأنموذج الانحدار .

المصادر

1. Abrahamse, A. P.and Koerts, J. J.,1968, "On the power of the BLUS procedure," Journal of the American Statistical Association,63 ,1227-1236.
2. Abrahamse, A. P. J., and Koerts, J.,1969,"A comparison between the power of the Durbin-Watson test and the power of the BLUS test"Journal of the American Statistical Association, 64,938-948.
3. Abrahamse,A.P.J.,and Koerts,J.(1971)."New Estimators of Disturbances in Regression Analysis" Journal of the American Statistical Association pp. 71-74.، Vol. 66, No. 333
4. Baltagi , B. H. 2008 , " Econometrics " fourth edition , Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
5. Brown, R. L., Durbin, J., and Evans, J. M.,1975, "Techniques for Testing the Constancy of Regression Relationships over Time "Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 37, 149-192.
6. Kmenta, J. ,1971, "Elements of Econometrics". New York: Macmillan..
7. Maddala, G.S. , 1992 , " Introduction to Econometrics " 2nd edition . Macmillan publishing company.
8 .Magnus, J. R., Sinha, A.K., 2004," On Thiel's error" Econometrics Journal ,volume 01, pp. 1–15.
9. Theil, H., (1965),"The analysis of disturbances in regression analysis," Journal of American Statistical Association, 60 1067-1079.
10. Theil, H., (1968), "A simplification of the BLUS procedure for analyzing regression disturbances ", Journal of American Statistical Association, 63 pp.242-251.
11. Theil, H. (1971). Principles of Econometrics, New York: Wiley.
12. Theil, H., and A. L. Nagar., 1961, "Testing the independence of Regression Disturbance", Journal of the American Statistical Association, 56, pp. 793-806.

الملاحق

ملحق (1)

جدول (1) بيانات الدخل X والاستهلاك y للفتره من (1992-2011)

year	consumption الاستهلاك y	income الدخل X
1992	63339.2	99643.4
1993	100234	279804.7
1994	563758	1440957.9
1995	2784330	5807374.9
1996	2394361.0	5641424.3
1997	4637831.3	13235490.0
1998	5451845.4	15013422.3
1999	6297974.6	31381048.5
2000	6799171.8	46634634.8
2001	8123672.1	36726500.7
2002	9956626.5	34677722.5
2003	13616500.9	25728748.6
2004	19538773.0	46923315.7
2005	27593239.7	65798566.8
2006	35526339.7	85431538.8
2007	42963013.3	100100816
2008	49091355.7	147641254.0
2009	68256193.2	120428410.7
2010	72026324.0	151416101.4
2011	76260346.7	199060339.6

ملحق (2)

```
clc
clear all
Da=xlsread('incom.xls');
y=Da(:,2);
x11=Da(:,3);
n=length(y);
x22=ones(n,1);
x=[x22 x11];
[n m]=size(x);
b=(x'*x)^(-1)*x'*y;
yhat=x*b;
e=y-yhat;
x33=x11(1:(n/2)-1);
x44=x11((n/2)+2:n);
x1=[x33;x44];
x55=x22(1:(n/2)-1);
x66=x22((n/2)+2:n);
x2=[x55;x66];
xx=[x2 x1];
e11=e(1:(n/2)-1);
e22=e((n/2)+2:n);
e1=[e11;e22];
eo=[e(n/2);e((n/2)+1)];
xo=[x22(n/2) x11(n/2); x22((n/2)+1) x11((n/2)+1)];
z=xo*((x'*x)^(-1))*xo';
d=sqrt(eig(z));
[V,~]=eig(z);
q1=V(:,1)*V(:,1)';
q2=V(:,2)*V(:,2)';
for i=1:length(d)
s1(i)=0;
if d(i)<1,
s1(i)=s1(i)+(d(i)/(1+d(i)));
else
d(i)=0;
```

```
end
end
z1=s1(1)*q1+s1(2)*q2;
test=e1-xx*xo^(-1)*z1*eo;
dsum=sum(d);
ds=shfunction(e);
ds1=shfunction(test);
```

الملحق (3)

```
clc
clear all
Da=xlsread('incom.xls');
y=Da(:,2);
x11=Da(:,3);
n=length(y);
x22=ones(n,1);
x=[x22 x11];
[n m]=size(x);
b=(x'*x)^(-1)*x'*y;
yhat=x*b;
e=y-yhat;
x1=x11(2:(n-1));
x2=x22(2:(n-1));
xx=[x2 x1];
e1=e(2:(n-1));
eo=[e(1);e(n)];
xo=[x22(1) x11(1); x22(n) x11(n)];
z=xo*((x'*x)^(-1))*xo';
d=sqrt(eig(z));
[V,~]=eig(z);
q1=V(:,1)*V(:,1)';
q2=V(:,2)*V(:,2)';
for i=1:length(d)
s1(i)=0;
if d(i)<1,
s1(i)=s1(i)+(d(i)/(1+d(i)));
else
d(i)=0;
end
end
z1=s1(1)*q1+s1(2)*q2;
test=e1-xx*xo^(-1)*z1*eo;
dsum=sum(d);
ds=shfunction(e);
ds1=shfunction(test);
```

....

....

....