العنوان:	تحليل مركبات الخطأفي نماذج الانحدار غير المرتبطة ظاهريا (SURE) في ظل بيانات الدمج غير الكاملة
المصدر:	المجلة العراقية للعلوم الإحصائية
الناشر:	جامعة الموصل - كلية علوم الحاسوب والرياضيات
المؤلف الرئيسي:	عبدالرزاق، كنعان عبداللطيف
المجلد/العدد:	ع4
محكمة:	نعم
التاريخ الميلادي:	2002
الشهر:	كانون الأول
الصفحات:	158 - 170
رقم MD:	866481
نوع المحتوى:	بحوث ومقالات
قواعد المعلومات:	EcoLink
مواضيع:	الإحصاء (معالجة بيانات)
رابط:	http://search.mandumah.com/Record/866481

المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (4) 2002
ص ص [158 -170]

تحليل مركبات الخطأ في نماذج الانحدار غير المرتبطة ظاهريا" (SURE) في ظل بيانات الدمج غير الكاملة

كنعان عبد اللطيف عبد الرزاق*

الملخص

في هذا البحث تم ملاحظة نموذج مركبات الخطأ باتجاهين عند معادلة خطية مفردة وفي ظل بيانات دمج غير كاملة وقد تم تطوير النموذج من حالة المعادلة الخطية المفردة إلى حالة نماذج الانحدار غير المرتبطة ظاهريا" وعلى حد معلوماتنا فأن هذه هي المرة الأولى التي يتم فيها عمل ذلك ، كما تم بحث الأداء لأساليب التقدير المعتمدة في ذلك وهي طريقة Avery وطريقة Baltagi والتي تم تطويرها لكي تتلائم مع حالة بيانات الدمج غير الكاملة ومن خلال تجارب المحاكاة التي تم تنفيذها عند حجوم عينات مختلفة ومعاملات ارتباط متنوعة فيما بين الأخطاء العشوائية بين المعادلات .

اثبت التحليل تفوق واضح لصالح طريقة Avery على طريقة Baltagi ، كما ان تنفيذ التجارب قد تم من خلال كتابة برامج بلغة Qbasic وهي متوفرة لدى الباحث .

Analysis Of Error Components In The Models Of Seemingly Unrelated Regression Equation (SURE) Using Incomplete Panel Data

ABSTRACT

In this paper a notice have been taken of the error components models in two directions at a single linear equation using incomplete panel data.
The model has been modified from being a single linear equation to a seemingly unrelated regression , and according to our knowledge , this is the first time doing so, performance of the adopted estimation methods have been concerned using Avery and Baltagi methods which were developed to suite the case of incomplete panel data through simulation experiments which were executed using different sample sizes and various correlation

* أستاذ مساعد/ هيئة التعليم التقني/ قسم شؤون الحاسبات

coefficients between random errors of equations. Analysis done approved the superiority of Avery method over Baltagis' . Experiments executed using QBasic programs which are available by the author.

المقدمة

اتسع استخدام بيانات الدمج في القياس الاقتصادي واصبح نموذج انحدار مركبات الخطأ من النماذج المعول عليها في تفسير العلاقات الاقتصادية وذلك نظرا" لما توفره بيانات الدمج من توسيع لاساس المعاينة .

لقد ابتدأت نماذج مركبات الخطأ من معادلة خطية مفردة إلى الحالة التي تشمل مجموعة من المعادلات بهدف تفسير نماذج اكثر تعقيد ، حيث كان من ضمن ذلك حالة نماذج الانحدار غير المرتبطة ظاهريا" وهو نوع خاص من النماذج القياسية الذي يملك تطبيقا" واسعا" في تحليل الظواهر في مختلف العلوم حيث يأخذ النموذج في الاعتبار حقيقة أن التفاعلات الدقيقة ممكن أن تحدث بين العلاقات الإحصائية الفردية وذلك عندما تستخدم هذه العلاقات لنمذجة بعض الظواهر.

وقد تمكن الباحث Avery والباحث Baltagi من ملاحظة نماذج الانحدار غير المرتبطة ظاهريا" Seemingly unrelated regression equations(SURE) مع وجود مركبات الخطأ ووضعا أساليب تقدير لمعالم النموذج وقد تم ذلك من خلال بيانات دمج كاملة .

ولكن في التطبيقات العملية فأن الباحث غالبا" ما يواجه مشاهدات مفقودة أو بيانات دمج غير كاملة وقد كان من ضمن البحوث التي تطرقت إلى ذلك تعود إلى Wansbeek and Kapteyn (1989) ، Baltagi and Chang(1994) حيث تم ملاحظة نموذج انحدار مركبات خطأ عند معادلة خطية مفردة وبيانات دمج غير كاملة .

تم في هذا البحث ملاحظة نموذج مركبات خطأ باتجاهين يسمح بعدد مختلف من الفترات الزمنية لكل مقطع عرضي ، وسنقترح تطوير النموذج إلى حالة نماذج الانحدار غير المرتبطة ظاهريا" وسيتم بحث الأداء لأساليب التقدير لكل من Baltagi,Avery والتي لم تعامل سابقا" مع بيانات دمج غير كاملة .

هدف البحث :

تطوير نموذج مركبات الخطأ عند معادلة خطية مفردة إلى حالة نماذج الانحدار غير المرتبطة ظاهريا" في ظل بيانات الدمج غير الكاملة وكذلك بحث الأداء لأساليب التقدير لكل من طريقتي Baltagi,Avery والتي تم تطويرها لكي تتلائم مع بيانات الدمج غير الكاملة ومن خلال تجارب المحاكاة .

الجانب النظري :

نموذج مركبات الخطأ عند معادلة خطية مفردة (مع بيانات دمج غير كاملة)

لاحظ نموذج انحدار بيانات دمج غير كاملة الأتي :

$$y_{it} = x'_{it}\beta + u_{it} \qquad i = 1,2,.....M \ , t = 1,2,.....T_i \qquad .....(1)$$

حيث أن y_{it} يشير إلى المتغير المعتمد في المقطع العرضي i عند الفترة الزمنية t .

x_{it} يشير إلى متجه المتغيرات المستقلة (k) غير المشاهدة .

الحد العشوائي u_{it} يعطى من خلال الصيغة الآتية :

$$u_{it} = \mu_i + v_t + \varepsilon_{it} \qquad i = 1,2,.....M \ , t = 1,2,.....T_i \qquad .....(2)$$

حيث أن μ_i ، v_t ، ε_{it} تكون مستقلة عن بعضها البعض وان μ_i تتوزع بشكل مستقل $i.i.d.(0,\sigma_\mu^2)$ وان v_t تتوزع $i.i.d.(0,\sigma_v^2)$ كذلك فأن ε_{it} تتوزع $i.i.d.(0,\sigma_\varepsilon^2)$ وان $\sigma^2 = \sigma_\mu^2 + \sigma_v^2 + \sigma_\varepsilon^2$.

النموذج أعلاه يسمح بعدد مختلف من مشاهدات الفترات الزمنية لكل مقطع عرضي .

يمكن إعادة كتابة النموذج برموز المصفوفات كما يلي :

$$y = x\beta + u \qquad .....(3)$$

حيث أن y هو $\sum_{i=1}^{M} T_i \times 1$ وان x هي $\sum_{i=1}^{M} T_i \times k$ وان β هو متجه $(k \times 1)$ وان u هو $\sum_{i=1}^{M} T_i \times 1$.

من خلال الفرضيات حول حدود الخطأ نستطيع أن نكتب مصفوفة التباين والتباين المشترك للخطأ بالصيغة :

$$\Omega = E(uu') = diag\left[\sigma_\mu^2\left(I_M \otimes L_{T_i}L'_{T_i}\right) + \sigma_v^2\left(L_M L'_M \otimes I_{T_i}\right) + \sigma_\varepsilon^2\left(I_M \otimes I_{T_i}\right)\right] \qquad .....(4)$$

حيث أن I_M هي مصفوفة الوحدة $(M \times M)$ وان L_N هي متجه $(N \times 1)$ من الواحدات , وان $\otimes$ هي(Kronecker product). إن مصفوفة Ω هي مصفوفة قطرية قطاعية حيث أن القطاع ith يعبر عنه من خلال الصيغة

$$\Lambda_i = \sigma_\mu^2\left(I_M \otimes L_{T_i}L'_{T_i}\right) + \sigma_v^2\left(L_M L'_M \otimes I_{T_i}\right) + \sigma_\varepsilon^2\left(I_M \otimes I_{T_i}\right) \qquad i = 1,.....M \qquad .....(5)$$

بما أن Λ_i هي مصفوفة مربعة ومتماثلة ، إذن يمكن كتابتها بصيغة المجموع بدلالة الجذور المميزة انظر (Wansbeek and Kapteyn 1989) وكالأتي:

$$\Lambda_i = \lambda_{1i}Q_{1i} + \lambda_{2i}Q_{2i} + \lambda_{3i}Q_{3i} + \lambda_{4i}Q_{4i} \qquad .....(6)$$

حيث أن

$$\begin{aligned}
\lambda_{1i} &= \sigma_\varepsilon^2 && (1 \quad \text{root}) \\
\lambda_{2i} &= \sigma_\varepsilon^2 + M\sigma_\nu^2 && (T_i - 1 \quad \text{roots}) \\
\lambda_{3i} &= \sigma_\varepsilon^2 + T_i\sigma_\mu^2 && (M - 1 \quad \text{roots}) \qquad .....(7) \\
\lambda_{4i} &= \sigma_\varepsilon^2 + M\sigma_\nu^2 + T_i\sigma_\mu^2 && (MT_i - M - T_i + 1 \quad \text{roots})
\end{aligned}$$

وان

$$\begin{aligned}
Q_{1i} &= I_M \otimes T_i - I_M \otimes \frac{L_{T_i}L'_{T_i}}{T_i} - \frac{L_M L'_M}{M} \otimes T_i + \frac{L_M L'_M}{M} \otimes \frac{L_{T_i}L'_{T_i}}{T_i} \\
Q_{2i} &= I_M \otimes \frac{L_{T_i}L'_{T_i}}{T_i} - \frac{L_M L'_M}{M} \otimes \frac{L_{T_i}L'_{T_i}}{T_i} \\
Q_{3i} &= \frac{L_M L'_M}{M} \otimes I_i - \frac{L_M L'_M}{M} \otimes \frac{L_{T_i}L'_{T_i}}{T_i} \qquad .....(8) \\
Q_{4i} &= \frac{L_M L'_M}{M} \otimes \frac{L_{T_i}L'_{T_i}}{T_i}
\end{aligned}$$

لاحظ أن كل من $(p = 1,2,3,4)$ λ_{pi} هي الجذور المميزة إلـــى Λ_i وان Q_{pi} تمثـــل المتجهـــات المميزة وهي متماثلة وصماء مع رتبة مساوية إلى مجموع القطر .وعليه فأن

$$\Omega^{-1} = diag\left[\Lambda_i^{-1}\right] = diag\left[\lambda_{1i}^{-1}Q_{1i} + \lambda_{2i}^{-1}Q_{2i} + \lambda_{3i}^{-1}Q_{3i} + \lambda_{4i}^{-1}Q_{4i}\right] \qquad .....(9)$$

وبالتالي يمكن الوصول إلى تقديرات كفوءة إلى β من خلال الصيغة :

$$\hat{\beta} = \left(x'\Omega^{-1}x\right)^{-1}\left(x'\Omega^{-1}y\right) \qquad .....(10)$$

<u>نموذج معادلات الانحدار غير المرتبطة ظاهريا"</u>

في هذه الفقرة سنوسع النموذج إلى مجموعة من المعادلات (N) كل منها معرف في العينـــة (M) من المقاطع العرضية والمدد الزمنية T_i .

بشكل عام ومن خلال رموز المصفوفات سيكون لدينا النموذج الأتي :

$$Y = X\beta + U \qquad .....(11)$$

حيث أن

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ . \\ . \\ . \\ y_N \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x_1 & & & \\ & . & & 0 \\ & & . & \\ 0 & & . & \\ & & & x_2 \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ . \\ . \\ . \\ \beta_N \end{bmatrix}, \quad U = \begin{bmatrix} u_1 \\ . \\ . \\ . \\ u_N \end{bmatrix} \qquad .....(12)$$

دع الأخطاء للمعادلة j^{th} تعرف كما في السابق بالصيغة :

$$u_{jit} = \mu_{ji} + v_{ji} + \varepsilon_{jit} \qquad j = 1,2,....M \ , \ t = 1,2,.....T_i \qquad .....(13)$$

وحسب الفرضيات التي تم ذكرها حول حدود الخطأ وحيث أن التغاير للأخطاء بين المعادلات وفي داخل المعادلات يمتلك الهيكل نفسه ، عليه فأن

$$E(u_{jit} u_{j'i't'}) = \sigma^2_{\mu jj'} + \sigma^2_{vjj'} + \sigma^2_{\varepsilon ii'} \qquad .....(14)$$

وبالتالي نستطيع أن نكتب التغاير لحدود الخطأ لمشاهدتين معرفتين للمعادلتين j', j بالصيغة

$$E(u_j u'_{j'}) = diag\left[\sigma^2_{\mu jj'}(I_M \otimes L_{T_i} L'_{T_i}) + \sigma^2_{vjj'}(L_M L'_M \otimes I_{T_i}) + \sigma^2_{\varepsilon jj'}(I_M \otimes I_{T_i})\right] \qquad .....(15)$$

وهذه تقود إلى مصفوفة التباين والتباين المشترك لاخطاء المنظومة الكاملة

$$E(UU') = \Omega^* = \begin{bmatrix} \Lambda^*_{11} & . & . & . & \Lambda^*_{1N} \\ . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . \\ \Lambda^*_{N1} & . & . & . & \Lambda^*_{NN} \end{bmatrix} \qquad .....(16)$$

ألان يمكن أن نعيد كتابة كل قطاع إلى Ω^* بالصيغة

$$\Lambda^*_{ijj'} = \sigma^2_{\mu jj'}(I_M \otimes L_{T_i} L'_{T_i}) + \sigma^2_{vjj'}(L_M L'_M \otimes I_{T_i}) + \sigma^2_{\varepsilon jj'}(I_M \otimes I_{T_i}) \qquad .....(17)$$

وبما أن $\Lambda^2_{ijj'}$ هي مصفوفة مربعة ومتماثلة إذن يمكن كتابتها بصيغة المجموع بدلالة الجذور المميزة وكالأتي

$$\Lambda^*_{ijj'} = \lambda_{1ijj'} Q_{1ijj'} + \lambda_{2ijj'} Q_{2ijj'} + \lambda_{3ijj'} Q_{3ijj'} + \lambda_{4ijj'} Q_{4ijj'} \qquad .....(18)$$

حيث أن

$$\begin{aligned} \lambda_{1ijj'} &= \sigma^2_{\varepsilon jj'} && (1 \quad \text{root}) \\ \lambda_{2ijj'} &= \sigma^2_{\varepsilon jj'} + M\sigma^2_{vjj'} && (T_i - 1 \quad \text{roots}) \\ \lambda_{3ijj'} &= \sigma^2_{\varepsilon jj'} + T_i\sigma^2_{\mu jj'} && (M - 1 \quad \text{roots}) \\ \lambda_{4ijj'} &= \sigma^2_{\varepsilon jj'} + M\sigma^2_{vjj'} + T_i\sigma^2_{\mu jj'} && (MT_i - M - T_i + 1 \quad \text{roots}) \end{aligned} \qquad .....(19)$$

وبما أن المتجهات المميزة هي ثابتة للتغير في هيكل الخطأ ،(انظر Nerlove) لذا فأن

$$Q_{1ijj'} = Q_{1i} \quad , \quad Q_{2ijj'} = Q_{2i} \quad , \quad Q_{3ijj'} = Q_{3i} \quad , \quad Q_{4ijj'} = Q_{4i} \qquad .....(20)$$

وعليه فأن

$$\Omega^{*-1} = diag\left[\Lambda^{*-1}_{ijj'}\right] = diag\left[\lambda^{-1}_{1ijj'} Q_{1i} + \lambda^{-1}_{2ijj'} Q_{2i} + \lambda^{-1}_{3ijj'} Q_{3i} + \lambda^{-1}_{4ijj'} Q_{4i}\right] \qquad .....(21)$$

والان يمكن الوصول إلى تقديرات Gls الملائمة بالصيغة

$$\hat{\beta} = \left(X'\left(\Omega^{*-1}\right)X\right)^{-1}\left(X'\left(\Omega^{*-1}\right)Y\right) \qquad .....(22)$$

تقديرات المعالم Parameter Estimation

يمكن الوصول إلى مقدرات المربعات الصغرى العامة الملائمة من خلال أسلوبان ، الأول هو أسلوب Avery والثاني هو أسلوب Baltagi وان كلا الأسلوبين يعتمدان مقدرات تحليل التباين إلى مركبات التباين الكلية للخطأ من خلال تجزئتها إلى ثلاث مركبات مستقلة واحدة تخص المقاطع العرضية والأخرى بين المدد الزمنية والثالثة تعود إلى كل خلية ، ويمكن التعبير عن ذلك من خلال الأتي :

إن المربعات الصغرى الإجمالية للضرب المشترك لاخطاء المعادلات j',j يعبر عنها من خلال الصيغة :

$$TRSS_{jj'} = \left(y_j - x_j b_j\right)'\left(y_{j'} - x_{j'} b_{j'}\right) \qquad .....(23)$$

وباستخدام أسلوب تحليل التباين يمكن تجزأت $TRSS_{jj'}$ إلى المركبات المستقلة الآتية

$$TRSS_{jj'} = BMRSS_{jj'} + BTRSS_{jj'} + WRSS_{jj'} \qquad .....(24)$$

والتي من خلالها يمكن الوصول إلى تقديرات إلى $\left(\sigma_\mu^2, \sigma_v^2, \sigma_\varepsilon^2\right)$.

علما" أن Avery اعتمد مقدرات Ols لحساب b_j في حين أن Baltagi اعتمد تقديرات المربعات الصغرى مع المتغيرات الوهمية (LSDV) وحسب الصيغة

$$b_{j\,LSDV} = \left(x_j' Q x_j\right)^{-1}\left(x_j' Q\, y_j\right) \qquad .....(25)$$

حيث أن

$$Q = I_M \otimes T_i - I_M \otimes \frac{L_{T_i} L_{T_i}'}{T_i} - \frac{L_M L_M'}{M} \otimes T_i + \frac{L_M L_M'}{M} \otimes \frac{L_{T_i} L_{T_i}'}{T_i} \qquad .....(26)$$

الجانب التجريبي :

تم ملاحظة نموذج الانحدارات غير المرتبطة ظاهريا" باتجاهين مع متغير توضيحي لكل معادلة بالصيغة :

$$Y = X\beta + U$$

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} x_1 & 0 & 0 \\ 0 & x_2 & 0 \\ 0 & 0 & x_3 \end{bmatrix}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \end{bmatrix}, \; U = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{bmatrix} \qquad .....(27)$$

حيث أن y_i يعرف بالصيغة :

$$y_{it} = \beta x_{it} + u_{it} \qquad i = 1,2,.....M \ , \ t = 1,2,.....T_i \qquad .....(28)$$

وان $u_{it} = \mu_i + v_i + \varepsilon_{it}$ ، مع الالتزام بفرضيات الاستقلالية والتباين الثابت لهيكل الخطأ وكما ورد في الجانب النظري .وقد تم توليد المتغيرات التوضيحية من خلال اختيار متغير عشوائي F_{it} يتوزع طبيعيا" بمتوسط (2) وتباين (1) وباستخدام طريقة بوكس ملر فأن

$$x_{it} = 0.01t + 0.5x_{it-1} + F_{it} \qquad .....(29)$$

حيث أن القيم إلى x_{i0} اختيرت بالصيغة $x_{i0} = 4 + 6z_{i0}$ وان z_{i0} هو متغير عشوائي يتوزع توزيعا" منتظما" في المجال (-0.5,0.5) ولعموم التجارب فقد اختيرت معاملات الانحدار تساوي 0.5 ، بعد ذلك تم توليد مركبات الخطأ $\varepsilon_{it}, v_i, \mu_i$ ومن ثم حسب الخطأ u_{it} وبعد ذلك تم حساب المتغيرات المعتمدة y_{it} .

إن توليد الخطأ على مستوى المقاطع العرضية والمدد الزمنية وكل خلية تطلب إنجاز عدد من التجارب وذلك بالاعتماد على النسب الآتية : $w = \frac{\sigma_v^2}{\sigma^2}$, $\rho = \frac{\sigma_\mu^2}{\sigma^2}$ وبافتراض أن $1 - \rho - w$ هو دائما" موجب ، وان تلك التجارب مثبتة في الجدول رقم (1) الأتي :

جدول(1):تجارب المحاكاة التي نفذت في كل تكرار

SEQ.	P_1	W_1	P_2	W_2	P_3	W_3
1	0.2	0.15	0.2	0.1	0.55	0.2
2	0.2	0.15	0.55	0.1	0.2	0.2
3	0.2	0.15	0.55	0.1	0.55	0.2
4	0.55	0.15	0.2	0.1	0.2	0.2
5	0.55	0.15	0.55	0.1	0.2	0.2

لقد تم بحث كل تجربة عند مستويين من مستويات الارتباط فيما بين الأخطاء العشوائية في المعادلات الثلاث هي (0.5,0.25) كما أن التجارب بحثت عند حجوم العينات (45,21) وان كل تجربة كررت (1000) مرة . وقد توزعت الفترات الزمنية بالنسبة لحجم العينة (45) على (6) مقاطع عرضية وعلى النحو الأتي : 7,5,9,8,6,10 أما حجم العينة (21) فأن المشاهدات توزعت على (3) مقاطع عرضية وكما يلي :7,5,9 وفيما يلي مناقشة للنتائج التي تم التوصل إليها .

يلاحظ من خلال الجداول رقم (2-5) متوسطات تقديرات المعالم للتجارب المنفذة ولمستويات الارتباط (0.5,0.25) ولاحجام العينات (21,45) حيث كان هناك تفوق واضح لصالح طريقة Avery التي أعطت تقديرات قريبة جدا" من القيم الفعلية خصوصا" عند حجم العينة (45) كما ان تلك التقديرات كانت جيدة عند حجم العينة (21) أما طريقة Baltagi فأن تقديراتها قد ابتعدت كليا" عن القيم الفعلية خصوصا" عند تصغير حجم العينة إلى (21) كما يوضح ذلك التحيز في الجداول (6-9) أما التباينات فقد حافظت طريقة Avery على تفوقها الواضح على طريقة Baltagi كما إن تلك التباينات قد انخفضت بزيادة حجم العينة . أما زيادة الارتباط فيما بين الأخطاء العشوائية خلال المعادلات فلم يؤدي إلى تصغير التباينات لعموم التجارب فقد كان هناك تفاوت في الاختلاف من تجربة إلى أخرى كما يوضح ذلك الجداول (10-13) .

واخيرا" فأن طريقة Avery قد أعطت متوسطات مربعات خطأ اقل بشكل كبير من طريقة Baltagi والتي كانت نتائجها بعيدة جدا" عن النتائج المتحققة بالنسبة إلى طريقة Avery وخصوصا" عند تصغير حجم العينة إلى (21) كما موضح في الجداول (14-17) .

جدول(2):متوسطات تقديرات المعالم من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.5) وحجم العينة (45)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.499	0.486	0.449	0.493	0.467	0.204
2	0.518	0.480	0.502	0.419	0.408	0.494
3	0.501	0.462	0.456	0.448	0.485	0.458
4	0.502	0.487	0.497	0.497	0.350	0.526
5	0.500	0.469	0.483	0.428	0.528	0.315

جدول(3):متوسطات تقديرات المعالم من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.25) وحجم عينة (45)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.496	0.465	0.426	0.524	0.340	0.399
2	0.509	0.462	0.480	0.574	0.453	0.496
3	0.509	0.476	0.451	0.541	0.288	0.320
4	0.493	0.484	0.487	0.534	0.560	0.359
5	0.505	0.479	0.488	0.447	0.528	0.286

جدول(4):متوسطات تقديرات المعالم من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0. 5)

وحجم عينة (21)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.520	0.284	0.597	1.231	-1.597	-0.531
2	0.438	0.522	0.550	14.625	149.541	-1.381
3	0.547	0.403	0.553	0.509	1.791	-2.109
4	0.399	0.456	0.606	1.031	1.201	-2.010
5	0.391	0.456	0.705	3.923	11.199	-1.126

جدول(5):متوسطات تقديرات المعالم من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.25)

وحجم عينة (21)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.487	0.217	0.505	1.068	0.239	-2.195
2	0.374	0.358	0.548	10.734	-2.739	0.814
3	0.422	0.572	0.647	-0.287	-2.663	1.936
4	0.590	0.399	0.604	0.303	1.398	0.532
5	0.497	0.477	0.740	2.696	1.155	-5.304

جدول(6):التحيز للمعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.5)

وحجم عينة (45)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.001	0.014	0.051	0.007	0.033	0.296
2	0.018	0.020	0.002	0.081	0.092	0.006
3	0.001	0.038	0.044	0.052	0.015	0.042
4	0.002	0.013	0.003	0.003	0.150	0.026
5	0.000	0.031	0.017	0.072	0.028	0.185

جدول(7):التحيز للمعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.25)

وحجم عينة (45)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.004	0.035	0.074	0.024	0.160	0.101
2	0.009	0.038	0.020	0.074	0.047	0.004
3	0.009	0.024	0.049	0.041	0.212	0.180
4	0.007	0.016	0.013	0.034	0.060	0.141
5	0.005	0.021	0.012	0.053	0.028	0.214

جدول(8):التحيز للمعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.5) وحجم عينة (21)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.020	0.216	0.097	0.731	2.097	1.031
2	0.062	0.022	0.050	14.125	149.041	1.881
3	0.047	0.097	0.053	0.009	1.291	2.609
4	0.101	0.044	0.106	0.531	0.701	2.510
5	0.109	0.044	0.205	3.423	10.699	1.626

جدول(9):التحيز للمعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.25) وحجم عينة (21)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.013	0.283	0.005	0.568	0.261	2.695
2	0.126	0.142	0.048	10.234	3.239	0.314
3	0.078	0.072	0.147	0.787	3.163	1.436
4	0.090	0.101	0.104	0.197	0.898	0.032
5	0.003	0.023	0.240	2.196	0.655	5.804

جدول(10):تباينات المعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.5) وحجم عينة (45)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.011	0.035	0.012	3.368	4.990	24.758
2	0.102	0.268	0.039	1.009	1.761	0.313
3	0.048	0.043	0.064	0.491	0.758	1.454
4	0.006	0.032	0.192	0.111	8.146	0.251
5	0.007	0.014	0.031	2.170	1.478	15.628

جدول(11):تباينات المعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.25) وحجم عينة (45)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.592	3.714	0.085	0.792	20.244	0.130
2	0.012	0.031	0.025	0.658	0.509	0.252
3	0.035	0.065	0.080	4.518	6.104	5.809
4	0.041	0.048	0.048	0.607	1.050	4.675
5	0.006	0.049	0.032	1.006	1.244	7.540

جدول(12):تباينات المعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.5) وحجم عينة (21)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	2.962	50.265	2.762	424.434	379.779	735.139
2	9.191	4.013	3.074	62730.650	8794992.000	1933.065
3	8.851	49.183	5.510	697.628	2244.777	5799.077
4	4.106	7.254	2.639	752.873	277.763	1943.973
5	0.865	3.091	3.481	2758.725	33439.970	3263.930

جدول(13):تباينات المعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.25) وحجم عينة (21)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	1.330	95.911	1.415	501.912	594.794	1340.311
2	2.191	13.507	1.325	20786.760	559.917	184.654
3	2.126	8.281	9.480	117.642	1092.984	877.756
4	7.413	77.663	39.834	1763.169	361.922	939.737
5	0.552	2.089	6.646	2753.760	852.629	5310.265

جدول(14):متوسطات مربعات الخطاء للمعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0. 5) وحجم عينة (45)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.011	0.035	0.014	3.368	4.991	24.846
2	0.102	0.268	0.039	1.015	1.770	0.313
3	0.048	0.044	0.066	0.494	0.758	1.455
4	0.006	0.033	0.192	0.111	8.168	0.252
5	0.007	0.015	0.032	2.175	1.479	15.662

جدول(15):متوسطات مربعات الخطاء للمعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.25) وحجم عينة (45)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	0.592	3.715	0.091	0.793	20.270	0.140
2	0.012	0.033	0.025	0.664	0.511	0.252
3	0.035	0.065	0.082	4.520	6.149	5.842
4	0.041	0.048	0.048	0.608	1.054	4.695
5	0.006	0.050	0.032	1.009	1.244	7.586

جدول(16):متوسطات مربعات الخطاء للمعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.5) وحجم عينة (21)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	2.963	50.312	2.771	424.969	384.186	736.205
2	9.194	4.014	3.076	62930.660	8817262.000	1936.609
3	8.853	49.193	5.512	697.628	2246.447	5805.905
4	4.116	7.256	2.650	753.156	278.256	1950.290
5	0.876	3.093	3.523	2770.470	33554.720	3266.581

جدول(17):متوسطات مربعات الخطاء للمعالم المقدرة من خلال المحاكاة عند مستوى ارتباط بين الأخطاء (0.25) وحجم عينة (21)

EXP.	AVERY.			BALTAGI.		
1	4.178	115.605	30.750	13650.690	340.345	927565.200
2	1.330	95.991	1.415	502.235	594.863	1347.595
3	2.207	13.527	1.327	20891.750	570.434	184.753
4	2.132	8.286	9.502	118.263	1103.015	879.822
5	7.421	77.673	39.845	1763.210	362.729	939.739

الاستنتاجات والتوصيات :

من خلال بحثنا هذا فقد تم التوصل إلى النتائج الآتية :

1. تفوق طريقة Avery على طريقة Baltagi بشكل واضح لعموم التجارب وباختلاف حجوم العينات ومستويات الارتباط فيما بين الأخطاء العشوائية خلال المعادلات .
2. لم تكن نتائج طريقة Baltagi مقبولة عند حجوم العينات الصغيرة .
3. إن زيادة حجم العينة قد أعطى متوسط تقديرات افضل وتباينات اقل وبالتالي متوسط مربعات خطأ اقل .
4. إن زيادة الارتباط فيما بين الأخطاء العشوائية خلال المعادلات لم يؤدي إلى جعل التباينات اقل وانما كان هناك تفاوت في النتائج من تجربة إلى أخرى .
5. يوصي الباحث باعتماد طريقة Avery في التقدير عندما تكون بيانات الدمج غير كاملة .

المصادر

1-Avery , R.B. 1977,"Error components and seemingly unrelated regression" Econometrica ,Vol.45,No.1.

2-Baltagi,B.H.1980,"On seemingly unrelated regression with error components" Econometrica , Vol.48,No.6.

3-Baltagi,B.H.and Y.J.Chang,1994,"Incomplete panels:Acomparative study of alternative estimators for the unbalanced one-way error component regression model". Journal of Econometrics 62,67-89.

4-Maddala,G.S.and T.D.Mount,1973,"Acomparative study of alternative estimators for variance components models used in econometric applications" JASA 68,324-328.

5-Nerlove,M.,1971,"Further evidence on the estimation of dynamic economic relations from time-series of cross-sections".Econometrica 39,359-382.

6-Searle,S.R.,1987,"Linear models for unbalanced data ".Wiley,New York.

7-Wansbeek,T.and A.Kapteyn,1989,"Estimation of the error components model with incomplete panels".Econometrics 41,341-360.