Comparison of estimations methods of the entropy function to the random coefficients for two models: the general regression and swamy of the panel data

مقارنة بين طريقتي تقدير دالة الانتروبي للمعلمات العشوائية لانموذجي: الانحدار العام و swamy للبيانات المزدوجة باستعمال المحاكاة

أ.د. محمد صادق الدوري/ كلية الادارة والاقتصاد/ جامعة بغداد

م.م. رحاب كاظم حمزة/ الجامعة التقنية الوسطى / معهد الادارة الرصافة

OPEN ACCESS

P - ISSN 2518 - 5764
E - ISSN 2227 - 703X

Received:10/9/2018
Accepted: 16/10/2018

المستخلص

تم التركيز في هذا البحث على تقدير المعلمات لانموذجي الانحدار العام و سويمي للبيانات المزدوجة ذات الصفة العشوائية حيث باستخدام هذا النوع من البيانات يعطي فرصة اكثر للحصول على اسلوب جيد ومؤشرات افضل حيث تم استخدام طرائق دالة الانتروبي لتقدير المعلمات العشوائية لانموذجي الانحدار العام وسومي للبيانات المزدوجة والتي كانت تتمثل باتجاهين الاول يمثل طريقة الانتروبي الثنائية العظمى والثاني يمثل طريقة الانتروبي العظمى العامة حيث تمت المقارنة بين الطريقتين باستعمال المحاكاة لاختيار الطريقة الامثل وقورنت النتائج بواسطة معياري المقارنة متوسط مربعات الخطأ ومتوسط مطلق الخطأ النسبي ولعدة حالات مختلفة من حيث قيمة الارتباط والتباين والتباين المشترك فضلا عن الاخذ بنظر الاعتبار التغيير في عدد المقاطع العرضية والسلاسل الزمنية ، وعند استعمال معامل التحديد مرافقا لاي طريقة مستخدمة من طرائق التقدير نلاحظ تفوقها في بعض الحالات وخصوصا عند التغيير في قيم التباين.

المصطلحات الرئيسة للبحث/ الانتروبي ، المعلمات العشوائية ، البيانات المزدوجة ،انموذج الانحدار،متوسط مربعات الخطأ ، متوسط مطلق الخطأ النسبي .

Journal of Economics and Administrative Sciences
2019; Vol. 25, No.110
Pages: 371- 391

*البحث مستل من اطروحة دكتوراه

1- **المقدمة** : يعد انموذج swamy حالة خاصة من الانموذج العام ويعد من النماذج المهمة التي تدرس الظاهرة التي تكون بياناتها باتجاهين احدهما المقاطع العرضية والسلاسل الزمنية في وقت واحد ونتيجة لذلك نحصل على بيانات تسمى بالبيانات المزدوجة الـ panel data.

ويعتبر انموذج swamy بانه احد نماذج انحدار البيانات المزدوجة ومن الجدير بالذكر ان عملية تقدير نماذج البيانات المزدوجة يمكن اخذها باتجاهين الاول مع الحد الثابت والتي بدورها تنقسم الى صنفين :

1.نماذج التأثير الثابت Fixed effect

2.نماذج التأثير العشوائي Radom effect

وفي هذا الاتجاه يكون التركيز على الحد الثابت وتغيره خلال المقاطع مع ثبوت الميول الحديه وهذا الجزء تمت مناقشته في عدد من البحوث العلمية .

اما الاتجاه الثاني فهو يتعامل مع عشوائية الميول الحديه وعند ذلك نطلق على انموذج الانحدار تسمية انموذج انحدار المعلمات العشوائية (Random Coefficient Regression) .

علما ان هذه الحالة لها اثر كبير في الواقع التطبيقي اذ ان التغير في الميول الحديه عبر المقاطع العرضية يعطي بدوره تحليلا احصائيا اكثر عمقا من نماذج الانحدار الخاصة بالبيانات المزدوجة المذكورة في الاتجاه الاول وذلك بسبب ان اختلاف قيم الميول الحديه من مقطع عرضي الى اخر وهذا يتناسب مع اختلاف الظاهرة المدروسة من حيث المكان او الدولة حيث ان لكل مقطع عرضي خواصه وظروفه ويعزى استخدام هذا الاتجاه في مثل هذا النوع من التحليل كون ان نماذج انحدار البيانات المزدوجة بثبوت الميول الحديه لاتوضح دراسة تغيرات الظاهرة واختلافها خصوصا في الجانب التطبيقي.

ان اول من قدم هذا النوع من نماذج الانحدار للبيانات المزدوجة في الاتجاه الثاني هو الباحث (swamy) ومن هنا جاءت فكرة البحث لغرض تقدير معلمات انموذج انحدار للبيانات المزدوجة في الاتجاه الثاني هو الباحث (swamy) ومن هنا جاءت فكرة البحث لغرض تقدير معلمات انموذج انحدار للبيانات المزدوجة . وذلك بالتنوع في طرائق تقدير معلمات الميول الحديه العشوائية في نماذج انحدار البيانات المزدوجة لغرض الحصول على مقدرات كفوءة تساعد الباحث في عملية الاستشراق المستقبلي .

1-1 هدف البحث :يهدف البحث الى تقدير المعلمات العشوائية لانموذج انحدار البيانات المزدوجة باستخدام طرائق دالة الانتروبي فضلا عن اجراء محاكاة باستخدام برنامج matlab لعمل مقارنة بين طريقة تقدير الانتروبي العظمى العامة وطريقة الانتروبي الثنائي العظمى .

2- الجانب النظري

1-2 نماذج انحدار البيانات المزدوجة بمعلمات عشوائية:-

Random Coefficient Regression (RCR)

تعرف الميول الحديه بأنها المعلمات ذات الصفة العشوائية إذا حققت المعادلة الاتية [4:pp.117][3:pp.7] :-

$$\beta_i = \bar{\beta} + M_i \qquad \dots (1)$$

حيث ان:-

$\bar{\beta}$: موجه للمعلمات الثابتة $(K \times 1)$ ويتم تقديره باستخدام طريقة المربعات الصغرى OIS

(M_i): متجه من المرتبة $(K \times 1)$ من الاخطاء العشوائية للمعلمات

$i = 1,2 \dots\dots n$

$E(M_i) = 0$

$E(M_i M_i') = \psi_i$

(ψ_i) مصفوفة قطرية من مرتبة $(K \times K)$ عناصرها ψ_k^2

ويتم تقسيم النماذج إلى الاتي:

2-2 انموذج المعلمات العشوائية (Swamy):-

يعتبر من النماذج الشائعة الذي تم اقتراحه من قبل الباحث (Swamy) [11:pp.1] [12][9:pp539] سنة 1971 مفترضاً فيه عشوائية المعلمات (الميول الحديه) وفق انموذج انحدار متعدد [Swamy] كما في ادناه:-
نفرض ان لدينا انموذج الانحدار المتعدد كالآتي:- [4:pp23]

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{t1} + \beta_2 X_{t2} + \cdots + \beta_k X_{tk} + \epsilon_t^* \qquad \dots (6)$$

$$Y_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^{K} \beta_k \chi_{tk} + \epsilon_t^* \qquad \dots (7)$$

حيث أن:-

k = 1, …….. K
t = 1,2 …… T

وباستخدام الانحرافات لأنموذج (7) نحصل على الاتي:-

$$y_t = \sum_{k=1}^{K} \beta_k \chi_{tk} + \epsilon_t \qquad \dots (8)$$

$$y_t = (Y_t - \overline{Y}), \chi_{tk} = (X_{tk} - \overline{X}_k), \epsilon_t = \epsilon_t^* - \overline{\epsilon}_t^*$$

وبتمثيل الأنموذج (8) بدلالة المصفوفات:-

$$y = \chi\beta + \epsilon \qquad \dots (9)$$

وبافتراض وجود (n) من المقاطع العرضية (Cross - Sections) لـ (T) من المدة الزمنية عندئذ يمكن كتابة أنموذج انحدار البيانات المزدوجة (Panel Data) كالأتي:-

$$y_i = \chi_i \beta_i + \epsilon_i \qquad \dots (10)$$

i = 1, …….. n

واذ ان:-

y_i : موجه من مرتبة $(T \times 1)$ من مشاهدات المتغير المتعدد للمقطع (i) بعد اخذ الانحرافات له.
χ_i : مصفوفة من درجة $(T \times k)$ من مشاهدات المتغيرات التوضيحية للمقطع (i) بعد اخذ الانحرافات لها.
: موجه من مرتبة $(K \times 1)$ للمعلمات المجهولة (الميول الحديه) للمقطع (i).
ϵ : موجه من مرتبة $(T \times 1)$ للأخطاء العشوائية للمقطع (i).

وبافتراض ان موجه المعلمات في الانموذج (10) هي معلمات عشوائية (Random Coefficients). كما هي في معادلة (1) وبتعويضها في معادلة (10) يمكن كتابة الأنموذج كالأتي:-

$$y_i = \chi_i(\beta + \mu_i) + \epsilon_i \qquad \dots (11)$$

$$y_i = \chi_i \beta + \chi_i \mu_i + \epsilon_i$$

$$y_i = \chi_i \beta + u_i \qquad \dots (12)$$

اذ ان:-

$$u_i = \chi_i \mu_i + \epsilon_i$$

ويسمى أنموذج (12) بأنموذج Swamy [11:pp303][3:pp48] الذي يخضع لعدة فرضيات كالآتي:-

$$E(\epsilon_i) = 0 \qquad V - cov(\epsilon_i) = \sigma_i^2 I_T$$

$$E(\mu_i) = 0 \qquad V - cov(\mu_i) = \psi_i$$

$$E(\epsilon_i \ \mu_i) = 0$$

$$E(u_i \ u_i') = \chi_i \ \psi_i \chi_i' + \sigma_{ii} I_T = \Omega_i$$

حيث أن:-

Ω_i تمثل مصفوفة من مرتبة $(T \times T)$ تمثل تباينات الاخطاء العشوائية.

وبكتابة أنموذج الانحدار Swamy والمعرف بالمعادلة (12) لـ (n) من المقاطع العرضية باستخدام المصفوفات نحصل على الآتي:-

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \chi_1 \\ \chi_2 \\ \vdots \\ \chi_n \end{bmatrix} \beta + \begin{bmatrix} \chi_1 & o & o \dots o \\ o & \chi_2 & o \dots o \\ o & \cdot & \\ \cdot & & \cdot \\ o & o & o \dots \chi_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix}$$

$$y = \chi\ \beta + R\,\mu + \epsilon \qquad \dots (13)$$

إذ ان:-

y = موجه من مرتبة (N*1) من مشاهدات المتغيرات المعتمدة للمقاطع العرضية جميعها.

χ = مصفوفة من درجة (nT*k) من مشاهدات المتغيرات التوضيحية للمقاطع العرضية جميعها.

□ = موجه من مرتبة (k*1) من المعلمات المجهولة لأنموذج انحدار البيانات المزدوجة في حالة المعلمات العشوائية.

R = مصفوفة من درجة (nT*nk) ينظر لها بأنها مصفوفة قطرية عناصرها χ_i $(i = 1,2.n)$ وان χ_i معرفة بالأنموذج (10).

μ = موجه من مرتبة (nk*1) من الاخطاء العشوائية والمعرفة عناصرها بالمعادلة (1).

ϵ = موجه من مرتبة (nT*1) من الاخطاء العشوائية للأنموذج (13).

وبإعادة كتابة الانموذج (13) نحصل على الاتي:-

$$y = \chi\ \beta + u \qquad \dots (14)$$

إذ ان:- $u = R\mu + \epsilon$

والأنموذج (14) يمثل انموذج المعلمات العشوائية (أنموذج Swamy) في حالة الانحدار المتعدد بدلالة المصفوفات مع بقاء تعاريف الرموز فيه كما هي في (13).

ويلاحظ من الانموذج (14) ان جميع المقاطع العرضية فيه تشترك في مقدار ثابت في الميول الحديه هو (β) ولكن هناك اختلاف في حدود الاخطاء العشوائية (u) المتكونة من اخطاء الانموذج لكل مقطع (ϵ) والأخطاء العشوائية (μ) المتولدة بافتراض ان معلمات الانحدار (الميول الحديه) هي معلمات عشوائية، كما ويلاحظ ان عدد المعلمات للأنموذج هو نفسه في كل مقطع إذ أن المهم ايجاد مقدرات ومعادلة تقديرية واحدة لجميع المقاطع العرضية للظاهرة المدروسة باعتبار ان الانموذج يمثل المقاطع العرضية جميعها دفعة واحدة مع الانتباه ان الاخطاء العشوائية له تكونت من حاصل جمع الاخطاء العشوائية للمقاطع العرضية والأخطاء العشوائية للمعلمات العشوائية كما مر سابقاً.

ويخضع موجه الاخطاء العشوائية (u) للفروض الاتية:-

$$E\,(u) = 0, E\,(u\,u') = \begin{bmatrix} \Omega_1 & 0 & 0 \dots \\ 0 & \Omega_2 & 0 \dots \\ \cdot & & \\ \cdot & & \\ 0 & 0 & \Omega_n \end{bmatrix}$$

ولتقدير موجه معلمات (β) في الانموذج (14) باستخدام طريقة المربعات الصغرى العامة والتي تعتبر من الطرائق الشائعة في التقدير.

تستخدم الصيغة الاتية [3:pp.48]: -

$$\hat{\beta}_{RCR} = (\chi'\Omega^{-1}\chi^{-1})\ \chi'\Omega^{-1}y \qquad \dots (15)$$

إذ ان:-

$$\Omega = R\,(I_n\ \otimes\ \psi_i)\,R' + (\Sigma\ \otimes\ I_T)$$

RCR: Random coefficient regression

والصيغة (15) تمثل تقدير معلمات أنموذج سويمي بطريقة المربعات الصغرى العامة (GLS) ويمتلك موجه المقدرات $\hat{\beta}_{RCR}$ المعرف بـ (15) مصفوفة التباين والتباين المشترك

تعرف كالآتي:-

$$v-\operatorname{cov}\ (\hat{\beta}_{RCR}) = (\chi'\Omega^{-1}\chi)^{-1} \quad \ldots(16)$$

وتعد هذه الطريقة من الطرائق غير المتحيزة التي تتصف بصفة (Blue) كونها تحقق صفات المقدر الجيد ويلاحظ ان الصيغ (15) و (16) تعتمد على ان قيمــة $б_i^2$ $(i = 1 \ldots n)$ التي غالباً ما تكون مجهولة في الواقع التطبيقي لذا يستعمل المقدر غير المتحيز لـ $б_i^2$ والذي يستخرج بالصيغة الاتية [3:pp48]:

$$\hat{б}_{ii} = \frac{(y_i - \chi_i\,\hat{\beta}_i)^{-1}(y_i - \chi_i\,\hat{\beta}_i)}{T-k} \quad \ldots(17)$$

حيث ان :

$$\hat{\beta}_i : (x_i'\, x_i)^{-1}\, x_i' y_i$$

<u>2-3 أنموذج انحدار المعلمات العشوائية العام:-</u>

(Generalized Random Coefficient Regression) (GRCR)

يتكون هذا الانموذج من افتراض تحقق فرضيات الاخطاء العشوائية في (أنموذج Swamy) المعرف بالصيغة (12).

مضافاً اليها تحقق ان الاخطاء العشوائية تتبع أنموذج السلسلة الزمنية (1) Auto Regressive. [3:pp.49][9:pp531]

$$u_{it} = \rho_i u_{it-1} + \epsilon_{it}^* \quad \ldots(18)$$

إذ ان:-

ρ_i : معامل الارتباط الذاتي من الدرجة الأولى.

$$E\ (\epsilon_{it}^*) = 0$$

وان i,j = (1……… n)

$$E\left(\epsilon_i^*\ \epsilon_j^{*\prime}\right) = \begin{cases} б ii\ I_T & \text{if} \quad i = j \\ б ij\ I_T & \text{if} \quad i \neq j \end{cases}$$

$$E\left(u_{it-1}\ \epsilon_{jt}^*\right) = 0$$

وبافتراض ان الاخطاء العشوائية في الأنموذج (18) في الفترة الزمنية الابتدائية لها نفس صفات الاخطاء في الفترات اللاحقة كالأتي:

$$E\ (u_{io}^2) = \left(\frac{б ii}{1-p_i^2}\right)$$

$$E\left(u_{io} u_{ij}\right) = \left(\frac{б ii}{1 - P_i\ P_j}\right) \qquad \forall_i \text{ and } j$$

ويلاحظ من ما تقدم ان أنموذج (GRCR) لا يختلف عن أنموذج (Swamy) المعرف بالصيغة (12) سوى في تعريف مصفوفة (Ω) التي يؤخذ بنظر الاعتبار فيها إتباع الاخطاء العشوائية لأنموذج السلسلة الزمنية AR (1) وهذا يعني بقاء صفة (Blue) على مقدرات هذا الانموذج إذ تقدر معلماته العشوائية بالصيغة الاتية [3:pp.49]:-

$$\hat{\beta}_{GRCR} = (\chi'\Omega^{*-1}\chi)^{-1}\chi'\Omega^{*-1}y \quad \ldots(19)$$

حيث ان:-

$$\Omega_{GRCR}^* = \begin{bmatrix} \chi_1\Psi\chi'_1 + б_{\epsilon 11}w_{11} & б_{\epsilon 12}w_{12}\ \ldots\ldots\ldots & б_{\epsilon 1N}w_{1N} \\ б_{\epsilon 21}w_{21} & \chi_2\Psi\chi'_2 + б_{\epsilon 22}w_{22} & \ldots\ldots б_{\epsilon 2N}w_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ б_{\epsilon N1}w_{N1} & б_{\epsilon N2}w_{N2}\ldots\ldots & \chi_N\Psi\chi'_N + б_{\epsilon NN}w_{NN} \end{bmatrix} (20)$$

مع:-

$$w_{ij} = \frac{1}{1 - p_i p_j} \begin{bmatrix} 1 & \rho_i & \rho_i^2 & \dots & \rho_i^{T-1} \\ \rho_i & 1 & \rho_i & \dots & \rho_i^{T-2} \\ \rho_j^{t-1} & \rho_j^{t-2} & \rho_j^{t-3} & \dots & \dots 1 \end{bmatrix} \qquad \dots (21)$$

والصيغة (19) تحتاج إلى قيم p_i , p_j فضلاً عن قيم التباينات للمقاطع والتي لايكون معرفة في الواقع التطبيقي لذا يتم استخدام مقدر (Aitken) لتقدير معلمات β_{GRCR} بالصيغ الآتية:-

$$\hat{\rho}_i = \frac{\sum_{t=2}^{T} \hat{u}_{it}\, \hat{u}_{i,t-1}}{\sum_{t=2}^{T} \hat{u}_{i,t-1}^2} \qquad \dots (22)$$

حيث $\hat{u}_i = (\hat{u}_{i1}, \dots \dots \hat{u}_{iT})'$ قد اعطيت في

$$\hat{u}_i = y_i - \chi_i\, \hat{\beta}_i$$

$$\hat{\sigma}_{\epsilon ij} = \frac{\hat{\epsilon}_i^{*\,\prime}\; \hat{\epsilon}_j^*}{T - k} \qquad \dots (23)$$

حيث أن

$$\hat{\epsilon}_i^* = (\hat{\epsilon}_{i1}, \hat{\epsilon}_{i2} \dots \dots \hat{\epsilon}_{it})'$$

$$\hat{\epsilon}_{i1}^* = \hat{u}_{i1}\sqrt{1 - \hat{u}_i^2}$$

وان:-

$$\hat{\epsilon}_{it}^* = \hat{u}_{it} - \hat{p}_i \hat{u}_{i,t-1} \quad \text{for } t = 2 \dots \dots .. T$$

وبتعويض $\hat{\rho}_i$ بدلاً من ρ_i في (21) نحصل على مقدرات لـ w_{ij} ولنقل $\hat{w}_{ij}$ ومن ثم نستخدم $\hat{w}_{ij}$, $\hat{\sigma}_{\epsilon ij}$ للحصول على مقدر لـ Ψ:-

$$\hat{\Psi}^* = \left[\frac{1}{N-1}\left(\sum \hat{\beta}_i^* \hat{\beta}_i^{*\prime} - \frac{1}{N}\Sigma\hat{\beta}_i^*\Sigma\hat{\beta}_i^{*\prime}\right)\right]$$

$$- \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n} \hat{\sigma}_{\epsilon ii}\, (\chi_i{}'\hat{w}_{ii}^{-1}\, \chi_i)^{-1} + \frac{1}{N(N-1)}$$

$$\sum \hat{\sigma}_{\epsilon ij}\, (\chi_i{}'\hat{w}_{ii}^{-1}\, \chi_i)^{-1}\, \chi_i^{\prime \hat{w}_{ii}^{-1}}\, \hat{w}_{ij} \hat{w}_{ij}^{-1}\, \chi_i \left(\chi_j{}'\hat{w}_{jj}^{-1}\, \chi_j\right)^{-1} \qquad \dots (24)$$

إذ ان:

$$\hat{\beta}_i^* = (\chi_i{}'w_{ii}^{-1}\, \chi_i)^{-1}\, \chi_i' \hat{w}_{ii}^{-1}\, y_i \qquad \dots (25)$$

وباستخدام المقدرات $\left(\hat{\sigma}_{\epsilon ij}, \hat{w}_{ij}^{-1}, \hat{\Psi}^*\right)$ في (20) نحصل على مقدر $\hat{\Omega}^*$ ونستخدم هذا المقدر للحصول على مقدر $\hat{\beta}_{GRCR}$.

$$\hat{\beta}_{GRCR} = \left(\chi_i'\, \hat{\Omega}^{*-1}\, \chi\right)^{-1} \chi' \hat{\Omega}^{*-1}\, y \qquad \dots (26)$$

وتكون مصفوفة التباين والتباين المشترك المقدرة لـ $\hat{\beta}_{GRCR}$ هي:-

$$v - \operatorname{cov}\left(\hat{\beta}_{GRCR}\right) = (\chi'\Omega^{*-1}\chi)^{-1} \qquad \dots (27)$$

<u>4-2 توظيف طريقة تقدير الانتروبى للمعلمات العشوائيه:-</u>
(Entropy Estimator Method)

في هذا المبحث سيتم عرض طريقة الانتروبي الثنائيه العظمى وتوظيف الانتروبي العظمى العامه لتقدير المعلمات العشوائيه للبيانات المزدوجه .

2-4-1 طريقة الانتروبي الثنائية العظمى:-
(Dual Maximum Entropy) (DME)

تعتمد هذه الطريقة على مقياس الانتروبي الذي قدمه (Shanon) وفيه يتم تحويل أو توظيف الاحتمالية في نظرية الانتروبي وفي هذا البحث تم مناقشتها وفق اتجاهين طريقة الانتروبي العظمى العامة الثنائية (Dual Generalized Maximum Entropy) (DGME) وطريقة الانتروبي العظمى العامة (GME) وكلاهما تقوم على كتابة المعلمة، والأنموذج بشكل توزيع احتمالي يعتمد على نقاط الدعم (Support Variables) التي يتم تعريفها من قبل الباحث وهذا يعني توليد توزيع احتمالي لكل معلمة من المعلمات المراد تقديرها وباستعمال التوقع الرياضي (ايجاد العزم اللامركزي الأول) تحصل على تقدير للمعلمات وتستند هذه الطريقة إلى اعادة صياغة (Re-Parameterization the Model) وبعبارة اخرى أن اعادة صياغة الأنموذج تؤدي إلى اعادة صياغة المعلمات والأخطاء العشوائية [5:pp1].

اهم ما يميز هذه الطريقة عدم اعتمادها على توزيع الاخطاء العشوائية أو توزيع المعلمات كونها يعتمد على كتابة المتغيرات (المعلمات) بدلالة الاحتمالات وهذه الميزة جعلت الية التقدير مع أنموذج انحدار Swamy وأنموذج للعام General كحالة واحده عند توظيف طريقة الانتروبي لحصول على المقدرات معلمات كلا النموذجين وهذا لايعني أن النتائج متطابقة كون أن مصفوفة التباين والتباين المشترك للأخطاء تكون مختلفة في حالة General [6:pp1].

ويعد الباحث (Jayens) (1957) أول من طور الانتروبي وتبعه في عام 1996 الباحث (Julan) بابتكار طريقة بديله لتقدير المعلمات وتقدير الانحدار كالامتداد الانتروبي الذي يقدمه (Shanan) وتصميم مبدأ الحد الاقصى للانتروبي Maximum Entropy Principle والتي طورت من قبل Hayens (1957) [8:pp5].

ولتوضيح الية التقدير بطريقة DME [10:pp399]نفرض ان لدينا أنموذج Swamy المعرف بالصيغة (12) والذي يتضمن K من المعلمات و (nT) من الاخطاء العشوائية، عند ذلك يمكن تحديد النقاط الداعمة للمتغيرات المعلمات والأخطاء العشوائية لكل معلمة من المعلمات ويتحدد عددها ما بين (2-7) [2:pp246][5:pp2].

في هذا البحث تم تحديد خمسة متغيرات داعمة لكل من معلمات الانحدار العشوائية والأخطاء العشوائية في أنموذج Swamy المعرف بـ (12) أو (14) التي يتم تعريفها كالآتي:

1 . والتي تمثل نقاط الداعمة للمعلمات العشوائية

$$z_j = (z_{j1}, z_{j2}, z_{j3}, z_{j4}, z_{j5})$$

j=(1…….k)

$$z_j' = (z_{j1}, z_{j2}, z_{j3}, z_{j4}, z_{j5})'$$

j=(1…….k)

2 . تمثل النقاط الداعمة للأخطاء العشوائية (للأنموذج) σ_i

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{i4} v_{i5})$$

i=(1…….nt)

$$v_i' = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{i4} v_{i5})'$$

3 . اما الاخطاء العشوائية الواردة في $u_i = x_i \mu_i \sigma_i$ تمثل النقاط الداعمة للأخطاء العشوائية للمعلمة

$$f_s = (f_{s1}, f_{s2}, f_{s3}, f_{s4}, f_{s5})$$

s=(1…….r)

$$f_s' = (f_{s1}, f_{s2}, f_{s3}, f_{s4}, f_{s5})$$

وتجدر الاشارة انه ليس بالضرورة أن تكون النقاط الدعم عددها متساوي لكل المعلمات أو الاخطاء العشوائية فيمكن أن يكون للمعلمات العشوائية خمس نقاط داعمة وللأخطاء العشوائية ثلاث نقاط داعمة [1:pp84]][2:pp46.].

وعلى ضوء ما تقدم واعتماداً على طريقة الانتروبي للتقدير يمكن كتابة المتغيرات (المعلمات والاخطاء العشوائية) على شكل التركيبة المحدبة [Convex Combination] كالآتي[5:pp2]:-

$$\beta_j = [z_{j1}\ p_{j1} + z_{j2}\ p_{j2} + \cdots .... + z_{j5}\ p_{j5}]$$

$$\beta_j = \sum_{d=1}^{5} z_{jd}{}' p_{jd}$$

$$\beta_j = z_j' p_j \qquad \dots(28)$$

إذ ان p_j يمثل موجه من مرتبة 5x1 وان مجموع عناصره وقيمة تمثل قيم احتمالية لذا تكون مجموع عناصره كالآتي:-

$$\left(\sum_{d=1}^{5} p_{jd} = 1\right)$$

ويمكن اعادة كتابة المعادلة (28) بدلالة المصفوفات لـ (k) من المعلمات كالاتي:-

$$\beta = z'p = \begin{bmatrix} z_1' & 0 \dots & 0 \\ 0 & z_2' \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots \quad \ddots & \\ 0 & 0 & z_k' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ \vdots \\ p_k \end{bmatrix} \qquad \dots(29)$$

حيث ان z مصفوفة قطرية تمثل نقاط الدعم والمعرفة عناصرها بالصيغة (28) وبدرجة (k.5k).

حيث p موجه من مرتبة (5k.1) من قيم الاحتمالية .

وبنفس الطريقة يمكن تحويل الاخطاء العشوائية إلى الصيغة الاحتمالية وكالاتي:-

$$v_i = v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{i4}, v_{i5} \qquad \dots(30)$$

حيث أن:-

i=1,…….t

وان الاحتمالات لها w_i

تمثل نقاط الدعم: v_i

$$w_i' = w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, w_{i4}, w_{i5} \qquad \dots(31)$$

وان

$$\left(\sum_{h=1}^{5} w_{ih}\right) = 1$$

$$t \;= v_{i1}w_{i1} + v_{i2}w_{i2} + \dots\dots + v_{i5}w_{i5} \qquad \dots(32)$$

$$t \;= \sum_{h=1}^{5} v_{ih}w_{ih} \qquad \dots(33)$$

وبدلالة المصفوفات يمكن اعادة كتابة الاخطاء العشوائية للنموذج كالاتي:-

$$t \;= v_i' w_i$$

j=1,…….nT

$$\epsilon = v.w = \begin{bmatrix} v_1' & \cdots & 0 \\ \vdots & v_2' \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots \quad \ddots & \\ 0 & 0 & v_{nt.5nt}' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ w_{5nt.1} \end{bmatrix} \qquad \dots(34)$$

حيث أن:-

t : هو موجه الاخطاء (nT*1)

v: مصفوفة قطرية تمثل نقاط الدعم (nt*5nT)

w : قيمة المعالم غير معلوم (5nT*1)

ويتم تحويل الاخطاء مع المعلمة إلى الصيغة الاحتمالية وبالشكل الاتي:-

$$f_s' = f_{s1}, f_{s2} \dots \dots f_{sr} \qquad \dots (35)$$
s=1,…….r

وان الاحتمالات لها (g_s)

$$g_s' = g_{s1}, g_{s2} \dots \dots g_{sr} \qquad \dots (36)$$
$$\left(\sum_{r=1}^{5} gsr = 1\right)$$
$$M_s = f_{s1} g_{s1} + f_{s2} g_{s2} + \cdots \dots f_{s5} g_{s5} \qquad \dots (37)$$
$$M_s = \sum f_s' \; g_s$$
$$M_s = f_s' \; g_s$$

ويلاحظ المصفوفات

$$M_s = f.g = \begin{bmatrix} f_1' & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ \vdots & f_2' & \vdots \\ 0 & \vdots \; \ddots & f_r' \\ & 0 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \cdot \\ \vdots \\ g_r \end{bmatrix} \qquad \dots (38)$$

حيث أن:-
M : هو موجه الاخطاء مع المعلمة (nr.1)
f : مصفوفة قطرية تمثل نقاط الدعم (nr.5nr)
g : هو موجه المعالم غير المعلوم (5nr.1)
يلاحظ كما ذكر سابقاً، ان تطبيق صيغة الانتروبي العظمى تتطلب نقاط الدعم المستنده إلى معلومات مسبقة عن قيمة المعلومات المطلوب تقديرها، لكن لايمكن معرفة نوع الاشارة وقيمةالمعلمة من قبل الباحث لذا يتوجب تحديد نقاط الدعم بحيث تكون متماثلة حول الصفر فتكون نقاط الدعم لكل من المعلمات والأخطاء كالأتي:-

$$z_j' = [-c - c/2 \;\; 0 \;\; c/2 \;\; 2 \;\; c]$$
$$v_i' = [-c - c/2 \;\; 0 \;\; c/2 \;\; 2 \;\; c]$$
$$f_s' = [-c - c/2 \;\; 0 \;\; c/2 \;\; 2 \;\; c]$$

وعلى ضوء ما تقدم يتم تعويض الصيغ وبتعويضهما بأنموذج (12) نحصل على صياغة جديدة للأنموذج -re) Formulization) كالاتي:- [10:pp400] [7:pp5]

$$y = X.Z.P + f.g + V.W \qquad \dots (39)$$

وتجدر الاشارة ان قيم C ثابتة وان اغلب الباحثين تفترض قيمة C=1 وان تطبيق هذا الافتراض من ضمن تحليل بيانات مزدوجة في الواقع التجريبي تبين بأنه يعطي قيم سالبة حيث لايحقق شرط قيمة الاحتمال المحصورة بين 0,1 لذا تم تجريب حالات برفع قيمة C إلى ان وصل nT+1 بشكل اولي للحصول على قيم تتوافق مع النظرية الاحتمالية.
حيث تم اقتراح من قبل الباحث بحسب طبيعة البيانات. هنا في هذا البحث قيمتان لـ C هما C = nt+1 و $C = R^2 * 100$ (معامل التحديد للنموذج المدمج التجميعي) نتيجة التوافق مع نتائج تجربة المحاكاة وبيانات الجانب التطبيقي لهذا البحث.
وبالتالي يمكن تعريف قيمة Z كالأتي:

$$z_j' = [-R^2 - R^2/2 \; 0 \; R^2/2 \; R^2]$$

ويلاحظ من النموذج (39) ان هناك معلمات مجهولة هي p, g, w والتي يمكن تقديرها بالاعتماد على تعظيم دالة الانتروبي والتي تكتب كالاتي[10:pp401]:-

$$H(p, g, w) = -p'.\ln p - g'.\ln g - w'.\ln w \qquad \dots (40)$$

وبالاعتماد على اسلوب مضاعف لاكرانج لإيجاد المقدرات يمكن التوصل إلى مقدرات p, g, w بعد كتابة دالة.

$$L = p'\ln p - g'\ln g - w'\ln w + \lambda'[y - xzp - (I_N \otimes i_T)f_g - v_w] + Q'[i_k - (I_k \otimes i'm)p] + \gamma'[i_N - (I_N \otimes i'_R)g] + \tau'[i_{NT} - (I_{NT} \otimes i'_T)w] \quad \dots(41)$$

إذ تكون قيمة p, g, w بعد الاشتقاق الجزء الأول [10:pp401.] كالآتي:

$$P = \exp(-z'\chi'\lambda')Q\exp[-i_{km} - (I_k \otimes i_m)Q] \quad \dots(42)$$

$$g = \exp(-F'(I_N \otimes i'_T)\lambda)Q\exp[-i_{NR} - (I_N \otimes i_R)\gamma] \quad \dots(43)$$

$$w = \exp(-v'\lambda)Q\exp[-i_{NTJ} - (I_{NT} \otimes i_J)\tau] \quad \dots(44)$$

وقد توصل الباحث إلى تقدير معلمات أنموذج Swamy بالاعتماد على مضاعف لاكرانج(2) وكالاتي:-

$$\hat{\beta}_{D-GMC} = Z\hat{P} \quad \dots(45)$$

2-4-2 توظيف الانتروبي العظمى العامة لتقدير المعلمات العشوائية في البيانات المزدوجة: - (Generalized Maximum Entropy) (GME)

ان عملية الحصول على صيغة (45) لتقدير أنموذج Swamy باستخدام مضاعف لاكرانج (Lagrang) اعتمدت على التعامل تجزئة الاخطاء (اخطاء النموذج + اخطاء المعلمات) وهذا الاسلوب يتضمنُ شيء من الصعوبة للتعامل مع الدوال التي يعتمد مضاعف لاكرانج عليها ولكون طريقة الانتروبي تقدير حصين لايتأثر بالتوزيع المتوفر للنموذج أو الاخطاء يمكن التعامل مع الاخطاء كدفعه واحدة باعتماد طريقة الانتروبي العظمى العامة وفق الخطوات الاتية[5:pp.1]:-

1 . يكتب أنموذج (39) بالصيغة الاتية:-

$$Y = X.Z.P + V.W \quad \dots(46)$$

إذا أن $\beta = ZP$ والتي تم تعريفها بالصيغة (28) مع بقاء تعريفات الرموز كما هي و $\epsilon = V.W$ وهو يشمل الاخطاء العشوائية للأنموذج والمعلمات العشوائية.

ويتم كتابته كالاتي:-

$$\epsilon = V.W$$

$$\epsilon = \begin{bmatrix} V_1' & & 0 \\ & V_2' & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & V_{nt}' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ w_{nt} \end{bmatrix} \quad \dots(47)$$

2 . وبكتابة دالة الانتروبي Shannon's

$$H(p,w) = -P.\mathrm{Lnp} - W.\mathrm{Lnw} \quad \dots(48)$$

3 . للتعظيم الدالة (47) نحصل على تقدير المعلمات P,W التي تستوجب تعريف قيود الواجب تحققها وهي قيود Normalization Consistency, Consistency والتي تخص P,W بما أن Z=V كالاتي:- [5:pp3].

$$Y = XZP + ZW = XVP + VW \quad \dots(49)$$

وهذا يمثل شرط Consistency

أما شرط Normalization فتتكون كالأتي:-

$$(1)\; I^*_{k.5k}.P_{5k.1} = (I_{k.k} \otimes 1'_{1.5})\,P_{5k.1} = 1_{k.1} \quad \dots(50)$$

$$(2)\; J^*_{nt.5nt}.W_{5nt.1} = (I_{nt1.nt} \otimes 1'_{1.5})\,W_{5nt.1} = 1_{nt.1} \quad \dots(51)$$

---

(2) يمكن الرجوع إلى الية الاشتقاق [43: PP.401].

4 . كتابة المصفوفة الاتية:-

$$A = \begin{bmatrix} I^*_{k.5k} & O_{k.5nt} \\ O_{nt.5k} & J^*_{nt.5nt} \\ (X.Z)_{nt.5k} & V_{nt.5nt} \end{bmatrix} \quad \dots(52)$$

$$b_{(k+2nt).1} = \begin{bmatrix} I_{(nt+k).1} \\ Y_{nt.1} \end{bmatrix} \quad \dots(53)$$

5 . استخدام دالة في برنامج (Matlab) للحصول على مقدرات المعلمات:-

$$= f_{min}\mathrm{Con}\ (f, po, [\ ].[\ ].A, b, lb, Ub, [\ ]) \quad \dots(54)$$

وقد ذكر الباحث انه يمكن التعامل مع المعلومات المجهولة W,P كحالة واحدة ضمن موجه واحد أي أن [5:PP.4]:-

$$P_{5k+5nt.1} = [P_{5k+5nt.1}\ , W_{5nt.1}]$$

ويتم كتابة دالة Shannon كالأتي:-

$$f = H(P) = -P'\ln p \quad \dots(55)$$

وبتطبيق الدالة في (54) تستخدم الصيغة (55) لغرض ايجاد مقدرات P.W إذ تمثل رموز الدالة (55) كالأتي:-

f معرفة في الصيغة (55)

P_o قيم افتراضية

U_b, L_b الحدود العليا والدنيا لـ P_o

ويتم الحصول على صيغة المقدار الانتروبي العظمى العامة مشابهة لما تم تعريفه في الصيغة (45) مع اختلاف النتائج لاختلاف اسلوب الحصول عليه.

وتجدر الاشارة يمكن الوصول إلى مقدرات الانتروبي العظمى العامة من خلال الاتي [2:pp246.]:-

$$X'Y = X'xzp + X'vw \quad \dots(56)$$

وبالتعويض عن قيم $(\hat{p}.\hat{w})$ وإجراء بعض الخطوات الرياضية البسيطة نحصل على الاتي:-

$$\hat{\beta}_{GME} = (x'\,\Omega^{-1}\,x)^{-1}\,x'\,\Omega^{-1}\,y - (x'\,\Omega^{-1}\,x)^{-1}\,x'\,\Omega^{-1}\,\hat{\epsilon} \quad \dots(57)$$

$$\hat{\beta}_{GME} = \hat{\beta}_{GIS} - (x'\,\Omega^{-1}\,x)^{-1}\,x'\,\Omega^{-1}\,\hat{\epsilon} \quad \dots(58)$$

$$\hat{\beta}_{GME} = (x'\,\Omega^{-1}\,x)^{-1}\,x'\,\Omega^{-1}\,(y - \hat{\epsilon}) \quad \dots(59)$$

3- الجانب التجريبي :

يتضمن هذا الجانب تطبيق طرائق التقدير للمعلمات الانحدار العشوائية للبيانات المزدوجة وفقا لانموذجي RCR وGRCR وذلك باستخدام اسلوب المحاكاة simulation وهو عملية تقليد الانموذج الموجود في الواقع ، حيث تهدف المحاكاة الى دراسة وبناء نماذج او برمجيات لتقليد نظام حقيقي قائم والتي من خلالها يتم تقديم الصفات المميزة لطريقة المختارة التي سيتم اختيارها بعد اجراء تجارب عديدة افتراضيا وهذا الاسلوب اعتمد في العديد من المجالات العلمية لما له من فوائد عديدة لاختيار الحلول المثلى لمشكلة ما.

<u>1-3 مراحل بناء التجربة :</u>

يتضمن هذا الجزء من البحث بناء اسلوب المحاكاة للمقارنة بين طرائق التقدير وتحديد الطرائق المثلى بالاعتماد على مقياسي المقارنة متوسط مربعات الخطأ Mean Square error ومتوسط مطلق الخطأ النسبي Mean Absolute Percentage error وبالاعتماد على برنامج Matlab تم أنشاء البرنامج وتنفيذ محاكاة مونت كارلو حيث اعتمدت تجارب المحاكاة على توليد بيانات الأنموذج المعرف بالمعادلة التالية:-

$$y_{it} = \sum_{k=1}^{2} \beta_{ki}\, X_{kit} + U_{it} = X_{it}\bar{\beta} + X_{it}\, M_i + U_{it} \quad \dots(60)$$

i = 1,2,………. n

$t = 1,2,\dots\dots\dots T$

ولإجراء المحاكاة تحت فرضيات أنموذجي انحدار المعلمات العشوائية العامة (RCR,GRCR) للنموذج (60) تم توليد بياناته كما يلي [3:pp51]:-

1 . تم توليد المتغيرات المستقلة $(X_{kit}, K = 1,2)$ كمتغيرات عشوائية مستقلة تتبع التوزيع الطبيعي بمتوسط صفر، وانحراف معياري ثابت يساوي (1)، وان القيم X_{kit} تتميز بالاختلاف لكل وحدة مقطعية (Cross- Sectional Unit)، ولكن هذه القيم تكون ثابتة عند كل محاولات مونت كارلو إذا ما تم توليدها لكل n من الوحدات المقطعية.

2 . معاملات المتغيرات β_{ki} تم توليدها كما في الفرضية (1).

$\beta_i = \bar{\beta} + M_i$

حيث ان الموجه $\bar{\beta} = (1,1)$ أما M_i قد تم توليدها أيضاً على اساس متعدد متغيرات Multivariate normal تتبع التوزيع الطبيعي بموجه صفر ومصفوفة تباين وتباين مشترك هي k=1,2 و $[\psi = \text{diag}\ \psi_k^2]$ وان قيم (ψ_k^2) عناصر القطر) ثابتة لجميع قيم K وتكون اما مساوية إلى أو (5) أو (25) علما عندما تكون $\psi_k^2 = 0$ فان المعلمات تعتبر ثابتة فهذا يعني عدم وجود العشوائية في الأنموذج [3:pp51].

3 . اما المرحلة الثالثة في التوليد تتضمن توليد الاخطاء العشوائية (U_{it}) والمعرفة بالمعادلة (12)الخاصة بأنموذج Swamy اما بخصوص الانموذج العام فقد تم توليد الاخطاء وفق الاتي :.

$U_{it} = \rho_{ui}, t - 1 + \epsilon_{it}$

$\epsilon_i = (\epsilon_{i1}, \epsilon_{i2}, \dots \dots \epsilon_{it})' \ \forall_i = 1,2, \dots . n$

علماً بأن الاخطاء قد تم توليدها أيضاً على اساس متعدد متغيرات يتوزع توزيعاً طبيعياً بمتوسطات (اصفار)، ومصفوفة تباين وتباين مشترك مربعة (NXN) هي:-

$$\begin{bmatrix} 6_{\epsilon ii} & 6_{\epsilon ij} & \cdots & 6_{\epsilon ij} \\ 6_{\epsilon ij} \ \ddots & 6_{\epsilon ii} & \cdots & 6_{\epsilon ij} \\ \vdots & & & \\ 6_{\epsilon ij} & 6_{\epsilon ij} & \cdots & 6_{\epsilon ii} \end{bmatrix} NXN$$

علماً بأن قيم التباين والتباين المشترك والارتباط هي $6_{\epsilon ij}, 6_{\epsilon ii}$ و ρ، اختيرت.

$\sqrt{6_{\epsilon ii}} = 5 \text{ or } 15$

وان

$6_{ij} = \ 0.75 \text{ or } 0.95$

وان

$\rho = \ 0.55 \text{ or } 0.85$

حيث ان قيم $(6_{\epsilon ii}, 6_{\epsilon ij}, \rho)$ ثابتة لجميع قيم $(i, j = 1,2 \dots \dots . n)$ عند كل تجربة من تجارب محاكاة مونت كارلو وتختلف قيم الاخطاء باختلاف كل وحدة مقطعية (Cross- Section Unit) في الاخطاء العشوائية تكون المستقلة مع جميع المتغيرات التوضيحية المستقلة.

4 . في تجارب المحاكاة اختيرت قيم لـ (T,n) من قيم (6,5,4) والتي تمثل عدد المقاطع العرضية وطول السلسلة الزمنية وقد تم افتراض الحالات الاتيه التي تتوافق مع سير البحث :-

أولاً:- الحالة الأولى (n=T) تكون القيم (5,5).

ثانياً:- الحالة الثانية (n<T) تكون القيم (5,6).

ثالثاً:- الحالة الثالثة (n>T) تكون القيم (5,4).

5 . جميع تجارب المحاكاة كررت كل تجربة من تجارب المحاكاة 100 مرة وبالاعتماد على جميع التجارب تم الحصول على النتائج واجراء المقارنات بين طرائق التقدير وتحديد الطرائق المثلى.

6. تم عمل محاكاة لكل انموذج من انموذجي (RCR,GRCR) كل على حدى وبحسب طرائق التقدير المستخدمة الخاصة بكل انموذج الواردة صيغها في الجانب النظري .بتخصيص دوال في البرنامج لكل طريقة .

4- تحليل نتائج المحاكاة:

تم اعتماد تحديد الطريقة المثلى لايجاد مقدرات المعلمات العشوائية وذلك من خلال توليد البيانات وفقا لانموذجي للانحدار العام وSwamy.

حيث تضمنت الجداول من جدول رقم (4-1) الى جدول رقم (4-8)عرض قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ MSE لاختيار الطريقة المثلى لمقدرات المعلمات العشوائية ولثلاث حالات من حيث تساوي واختلاف عدد المقاطع والسلسلة الزمنية وبالشكل التالي (n=T) ، (n<T)،(n>T).

ولحلات افتراضية مختلفة من حيث التغير في قيم التباين والارتباط والتباين المشترك عند ملاحظة الجداول من رقم (4-1) الى جدول (4-8)ادناه :

جدول رقم (4-1)

يبين قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ (MSE) الحالة الافتراضية الاولى

Method	Case -1- (Ψ= 5, σ_{ii} =25 , σ_{ij}=0.75, □=0.55)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	35.63100	46.25194	27.81509
GME R^2	32.76476	42.66397	28.81012
DME	39.27255	53.10269	40.04680
DME R^2	38.95187	50.43011	38.97395

تمثل الطرائق المثلى

جدول رقم (4-2)

يبين قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ (MSE) الحالة الافتراضية الثانيه

Method	Case -2- (Ψ= 5, σ_{ii} =25 , σ_{ij}=0.95 , □=0.55)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	35.57925	48.65933	27.72110
GME R^2	33.92403	42.61473	28.74009
DME	39.58017	54.15453	40.04631
DME R^2	38.92065	50.41931	39.55221

جدول رقم (4-3)

يبين قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ (MSE) الحالة الافتراضية الثالثه

Method	Case -3-(Ψ= 25, σ_{ii} =25 , σ_{ij}=0.75 , □=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	N>T(5,4)
GME	76.15646	97.11111	42.84532
GME R^2	63.01728	98.54374	41.73182
DME	81.08836	100.75535	64.46207
DME R^2	81.73390	104.48511	55.24779

جدول رقم (4-4)
يبين قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ (MSE) الحالة الافتراضية الرابعة

Method	Case -4- (Ψ= 25,$б_{ii}$ =25 , $б_{ij}$=0.95 , □=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	70.10971	97.18815	42.72554
GME R^2	62.51505	97.90383	41.53637
DME	83.11256	99.86485	64.49345
DME R^2	81.36517	101.25746	55.88711

جدول رقم (5-4)
يبين قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ (MSE) الحالة الافتراضية الخامسة

Method	Case -5- (Ψ= 5,б ii =225 , бij=0.75 , □=0.55)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	274.23850	299.94945	253.52065
GME R^2	264.68981	293.57355	248.47494
DME	218.53271	230.27107	194.18712
DME R^2	245.59222	286.22362	236.81939

جدول رقم (6-4)
يبين قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ (MSE) الحالة الافتراضية السادسة

Method	Case -6- (Ψ= 5,$б_{ii}$ =225 , $б_{ij}$=0.95 , □=0.55)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	272.02397	312.52221	253.75019
GME R^2	265.41997	294.02567	248.95759
DME	214.71943	235.91808	204.51487
DME R^2	239.10052	270.74960	237.62294

جدول رقم (4-7)
يبين قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ (MSE) الحالة الافتراضية السابعه

Method	Case -7- (Ψ= 25, σ_{ii} =225 , σ_{ij}=0.75 , □=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	371.43709	492.6275	315.04745
GME R^2	363.88877	487.49164	314.05429
DME	258.09098	227.38066	219.34698
DME R^2	317.37002	462.28791	281.46845

جدول رقم (4-8)
يبين قيم متوسط مجموع مربعات الخطأ (MSE) الحالة الافتراضية الثامنه

Method	Case -8- (Ψ= 25, σ_{ii} =225 , σ_{ij}=0.95 , □=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	369.79033	492.02862	253.60026
GME R^2	363.68828	488.21640	249.16850
DME	267.87940	328.40960	210.64459
DME R^2	312.98878	455.90183	233.90401

ويلاحظ من الجداول من رقم (4-1) الى جدول (4-4)

1- عند اخذ التباين في المستوى الاول بمقدار (σ_i^2 =25) وباختلاف بقية الحالات الافتراضية ، سوف يلاحظ تطابق في تحديد الطريقة المثلى للتقدير .

2- حيث عندما n=T ، n<T ، n>T نلاحظ ان طريقة الانتروبي العظمى العامة باستخدام معامل التحديد مرة ومرة بدونه جاءت بالمرتبة الاولى بكونها تمتلك اقل قيمة ل MSE .

3- يلاحظ عندما يكون عدد المقاطع العرضية اكبر من حجم الزمنية (n>T) نحصل على اقل قيم MSE (متوسط مربعات الخطأ)

امامن الجداول من رقم (4-5) الى (4-8) يلاحظ

1.عند اخذ التباين في المستوى الثاني بمقدار (σ_I^2 = 225) مع الاخذ بتغيير الحالات الاخرى سوف يلاحظ تطابق في تحديد الطريقة المثلى لتقدير معلمات الانحدار العشوائية لانموذج الانحدار

2.عندما يكون n=T ، n<T, n>T,نلاحظ ان طريقة الانتروبي الثنائية العظمى باستخدام معامل التحديد مرة وبدونه مرة اخرى جاءت بالمرتبة الاولى لحصولها على اقل قيمة لـ MSE.

3.يلاحظ عندما يكون عدد المقاطع العرضية اكبر من حجم الزمنية (n>T) نحصل على اقل قيم MSE (متوسط مربعات الخطأ) .

- حيث تضمنت الجداول من جدول رقم (4-9) الى جدول رقم (4-16)عرض قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي MAP لاختيار الطريقة المثلى لمقدرات المعلمات العشوائية ولثلاث حالات من حيث تساوي واختلاف عدد المقاطع والسلسلة الزمنية وبالشكل التالي (n=T) n<T, n>T
- ولحلات افتراضية مختلفة من حيث التغير في قيم التباين والتباين المشترك والارتباط عند ملاحظة الجداول من رقم (4-9) الى جدول (4-16) ادناه :

جدول رقم (9-4)
يبين قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAP) الحالة الافتراضية التاسعه

Method	Case -9- ($\Psi = 5, \sigma_{ii} = 25, \sigma_{ij} = 0.75$, □=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	2.53276	2.89142	2.64639
GME R^2	2.09962	2.91638	2.04552
DME	1.37194	1.60221	1.12294
DME R^2	1.17127	1.31625	1.22416

جدول رقم (4-10)
يبين قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAP) الحالة الافتراضية العاشره

Method	Case -10- ($\Psi = 5, \sigma_{ii} = 25, \sigma_{ij} = 0.95$, □=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	1.95630	2.85993	2.36858
GME R^2	2.10963	2.63479	2.33821
DME	1.26484	1.63885	1.13922
DME R^2	1.14965	1.29805	1.38970

جدول رقم(11-4)
يبين قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAP) الحالة الافتراضية الحادي عشر

Method	Case -11- ($\Psi = 25, \sigma_{ii} = 25, \sigma_{ij} = 0.75$, □=0.55)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	2.02667	2.50206	1.94701
GME R^2	2.03257	2.26237	2.00611
DME	1.16778	1.82481	1.11370
DME R^2	1.33221	1.83001	1.45434

جدول رقم (12-4)
يبين قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAP) الحالة الافتراضية الثانية عشر

Method	Case -12- (Ψ= 25,б ii =25 , б$_{ij}$=0.95 , □=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	2.30345	3.07034	4.17519
GME R^2	2.47984	2.88270	4.10233
DME	1.35663	1.90548	1.17820
DME R^2	1.28211	1.39501	1.89469

جدول رقم (13-4)
يبين قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAP) الحالة الافتراضية الثالثه عشر

Method	Case -13- (Ψ= 5,б ii =225 , б$_{ij}$=0.75 , □=0.55)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	2.70686	13.46868	1.85289
GME R^2	1.54742	3.13850	1.34274
DME	2.28716	6.94001	1.48477
DME R^2	1.96235	5.19066	1.42344

جدول رقم (14-4)
يبين قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAP) الحالة الافتراضية الرابعه عشر

Method	Case -14- (Ψ= 5,б ii =225 , б$_{ij}$=0.95 , □=0.55)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	2.66291	13.77089	1.80521
GME R^2	1.58063	9.28015	1.31234
DME	2.82414	9.3858	1.57149
DME R^2	2.13450	9.87528	1.42926

جدول رقم (4-15)
يبين قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAP) الحالة الافتراضية الخامسه عشر

Method	Case -15- (Ψ= 25,σ_{ii} =225 , σ_{ij}=0.75 ,□=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	2.71401	3.09411	4.75241
GME R^2	1.76984	1.59604	1.99371 ☆
DME	2.36836	2.69127	2.91641
DME R^2	2.36489	2.39844	2.69404 ☆

جدول رقم (4-16)
يبين قيم متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAP) الحالة الافتراضية السادسة عشر

Method	Case -16- (Ψ= 25,σ_{ii} =225 , σ_{ij}=0.95 ,□=0.85)		
	n=T(5,5)	n<T(5,6)	n>T(5,4)
GME	1.93564	3.17192	2.11967
GME R^2	2.92304	1.66694	1.56075 ☆
DME	2.96643	3.22439	1.91085
DME R^2	2.17194	2.35846	1.79126 ☆

ويلاحظ من الجداول من رقم (4-9) الى جدول (4-12)
1.عند اخذ التباين في المستوى الاول بمقدار (σ_i^{2} =25) وباختلاف بقية الحالات الافتراضية ، سوف يلاحظ تطابق في تحديد الطريقة المثلى للتقدير .
2.حيث عندما n=T ، n<T ، n>T نلاحظ ان طريقة الانتروبي الثنائية العظمى باستخدام معامل التحديد مرة ومرة بدونه جاءت بالمرتبة الاولى بكونها تمتلك اقل قيمة ل MAP .
3.يلاحظ عندما يكون عدد المقاطع العرضية اكبر من حجم الزمينة (n>T) نحصل على اقل قيم MAP (متوسط مطلق الخطأ النسبي)
امامن الجداول من رقم (4-13) الى(4-16) يلاحظ
1.عند اخذ التباين في المستوى الثاني بمقدار (σ_I^{2} = 225) مع الاخذ بتغيير الحالات الاخرى سوف يلاحظ تطابق في تحديد الطريقة المثلى لتقدير معلمات الانحدار العشوائية لانموذجي العام و swamy
2.عندما يكون n=T ، n<T,n>T,نلاحظ ان طريقة الانتروبي الثنائية العظمى وطريقة الانتروبي العظمى العامة باستخدام معامل التحديد جاءت بالمرتبة الاولى لحصولها على اقل قيمة لـ MAP.
3.يلاحظ عندما يكون عدد المقاطع العرضية اكبر من حجم السلسلة الزمينة (n>T) نحصل على اقل قيم MAP (متوسط مطلق الخطأ النسبي).

5- الاستنتاجات والتوصيات:

1.لوحظ عند استخدام الحالات الثلاث من حيث تساوي واختلاف عدد المقاطع والسلسله الزمنيه (n>T) ،(n=T),(n<T) وجد عندما يكون عدد السلسله الزمنيه اكبر من عدد المقاطع العرضيه (n<T) سوف تظهر لدينا النتائج حسب مقياس المقارنة MSE (اكبر) من لو كانت عدد السلسلة الزمنية اقل من عدد المقاطع العرضية (n>T) ,بينما في حاله استخدام مقياس MAP وجد عندما يكون عدد السلسله الزمنيه اكبر من عدد المقاطع العرضيه (n<T) تظهر النتائج المقياس (اقل) من لو كانت عدد السلسلة الزمنية اقل من عدد المقاطع العرضية ,وهذا لايعني من وجود بعض الاختلافات الطفيفه او التغير في النتائج بسبب زيادة في مستوى التباين، اما في حاله تساوي المقاطع العرضيه مع السلسله الزمنيه تأتي بالمرتبه الثانيه في كلا المقياسين.

2.تم استخدام معيارين للمقارنه يبين افضلية الطرائق المستخدمه لتقديرالمعلمات العشوائية لانموذج الانحدار العام انموذج Swamy والانموذج العام (بوجود مشكله الارتباط) وقد اظهر كل معيار اختلاف نتائجه عن الثاني حيث عند استخدام MSe حازت طريقة الانتروبي العظمى العامة باستخدام معامل تحديد او بدونه عند المستوى الاول للتباين على المرتبة الاولى .بينما عند استخدام المستوى الثاني للتباين جازت الطريقة الانتروبي الثنائية العظمى باستخدام معامل التحديد او بدونه على المرتبة الاولى ، في حين عند استخدام معيار MAP عند مستوى تباين الاول جاءت طريقة الانتروبي الثنائية العظمى باستخدام معامل التحديد او بدونه بالمرتبة الاولى، في حين جاء الاختلاف في النتائج عند استخدام معيارMAP عند مستوى التباين الثاني.
حيث لوحظ ان طريقة الانتروبي الثنائية العظمى باستخدام معامل التحديد وطريقة الانتروبي العظمى العامة باستخدام معامل التحديد اعطيتنا افضل النتائج.

3.ونتيجة لخصوصيه المعيار الاول (Mse) في المقارنه بين الطرائق المتشابه في حين يمتلك المعيار الثاني (MAP) من مرونه اكبر في المقارنه بين الطرائق المتشابه والمختلفه ، لذا تميل الباحثه الى الذهاب مع المعيار الثاني في تحديد الطريقه المثلى، وتجدر الاشاره ان الباحثه قد عرضت نتائج كلا المعيارين لاعطاء صوره واضحه للمقارنه بين الطرائق لاختلاف وجهات النظر الاخر للباحثون في تفضيل MSE على MAP .

4. يرجح الباحث اختيار مقياس MAP في تحديد طرائق التقدير المثلى لانموذجي RCR ,GRCR وذلك لما يمتاز به من مرونة في الاستخدام بغض النظر عن اختلاف الطرائق المراد مقارنتها مما يسهل على الباحث الحصول على نتائج اكثر دقة وواقعية.

5.يوصي الباحث باستعمال معامل التحديد لكلا الطريقتين للحصول على افضل واقل النتائج بالنسبة لكل معيار لتقدير المعلمات العشوائية لانموذج الانحدار للبيانات ا لمزدوجة.

6.يفضل الباحث باختيار المستوى الاول للتباين لكونه اعطى افضل النتائج في اختيار الطريقة المثلى للتقدير.

المصادر

i. أ.م.غفران إسماعيل كمال ، حامد حران بلعوط (2016) .استخدام طرائق دالة الانتروبي وانحدار الحرف في تكدير معلنات انموذج الانحدار الخطي بوجود مشكلة التعدد الخطي. مجلة الكوت للعلوم الاقتصادية والادارية تصدر عن كلية الإدارة والاقتصاد/جامعة واسط.

ii. مزاحم محمد يحيى، & صفاء يونس الصفاوي. (2010). استخدام انحدار الحرف والإنتروبي العظمى العامة في تحليل التلوث لمعمل اسمنت كركوك. المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، 10(17عدد خاص بالمؤتمر الرابع)، 239-260.

iii. Abonazel, M. R. Generalized Random Coefficient Estimators of Panel Data Models: Asymptotic and Small SampleProperties.May2016 DOI: 10.12691/ajams-4-2-4

iv. Biørn, E. (2016). Econometrics of Panel Data: Methods and Applications. Oxford University Press.

v. Ciavolino, E. (2008, February). Modelling GME and PLS estimation methods for evaluating the Job Satisfaction in the Public Sector. In 10th QMOD Conference. Quality Management and Organiqatinal Development. Our Dreams of Excellence; 18-20 June; 2007 in Helsingborg; Sweden (No. 026). Linköping University Electronic Press.

vi. Ciavolino, E., & Al-Nasser, A. D. (2010). Information Theoretic Estimation Improvement To The Nonlinear Gompertz's Model Based On Ranked Set Sampling. Journal Of Applied Quantitative Methods, 5(2).

vii. Elster, C., &Wübbeler, G. (2017). Bayesian inference using a noninformative prior for linear Gaussian random coefficient regression with inhomogeneous within-class variances. Computational Statistics, 32(1), 51-69.

viii. Eruygur, H. O. (2005). Generalized maximum entropy (GME) estimator: Formulation and a Monte Carlo study.

ix. Judge, G. G., Hill, R. C., Griffiths, W., Lutkepohl, H., & Lee, T. C. (1982). Introduction to the Theory and Practice of Econometrics.

x. Lee, J. J., &Cheon, S. Y. (2014). Dual Generalized Maximum Entropy Estimation for Panel Data Regression Models. CSAM (Communications for Statistical Applications and Methods), 21(5), 395-409.

xi. Poi, B. P. (2003). From the help desk: Swamy's random-coefficients model. The Stata Journal, 3(3), 302-308.

xii. Swamy, P. A. (1970). Efficient inference in a random coefficient regression model. Econometrica: Journal of the Econometric Society, 311-323.

Comparison of estimations methods of the entropy function to the random coefficients for two models: the general regression and swamy of the panel data

Abstract

In this study, we focused on the random coefficient estimation of the general regression and Swamy models of panel data. By using this type of data, the data give a better chance of obtaining a better method and better indicators. Entropy's methods have been used to estimate random coefficients for the general regression and Swamy of the panel data which were presented in two ways: the first represents the maximum dual Entropy and the second is general maximum Entropy in which a comparison between them have been done by using simulation to choose the optimal methods.

The results have been compared by using mean squares error and mean absolute percentage error to different cases in term of correlation value and the variance and the common variation, as well as taking into account the change in the number of cross sections and time series, when using the R^2 accompanying any method of estimation methods, we note their superiority in some cases, especially when changing took place on the variance values.

Keywords: **Entropy, random coefficients, panel data, regression model, MSe, MAP.**