

تقويم طريقة (Liu) المقيدة في معالجة مشكلة التعدد الخطي

خيري بدل رشيد الرشيداني*

الملخص :

في هذا البحث تمت مقارنة مقدرات المربعات الصغرى المقيدة ($\hat{\beta}_{RLS}$) مع مقدرات الطريقة المقترحة من قبل الباحث ((Liu, K.J. (1993) [5] والتي أطلق عليها اسم مقدرات Liu المقيدة ($\hat{\beta}_{RLIU}$)، وذلك في حالة وجود مشكلة التعددية الخطية (Multicollinearity)، ولقد استخدم المعيار الإحصائي (MSE) لاختيار الطريقة الأكفأ لمعالجة هذه مشكلة. إذ تم التوصل إلى أن مقدرات طريقة (Liu) المقيدة تمتلك متوسط مربعات خطأ أقل من مقدرات المربعات الصغرى المقيدة.

Assessment Restricted Liu Estimator to treating Multicollinearity Problem

ABSTRACT

In this research, we compared restricted least squares ($\hat{\beta}_{RLIU}$) with restricted Liu estimator ($\hat{\beta}_{RLS}$). by using (MSE) criterion in the existence of multicollinearity. We found that restricted Liu estimator is the best in comparison.

المقدمة :

إن مشكلة التعددية الخطية (تعدد العلاقة الخطية) أصبحت معروفة لدى العديد من الباحثين الإحصائيين وكذلك معرفة تبعاتها الإحصائية على معالم الانحدار الخطي المتعدد إذ تؤدي هذه المشكلة في أبسط حالاتها إلى ابتعاد معالم النموذج المقدر عن خصائصها العلمية المرجوة منها في تفسير الظاهرة العلمية

* مدرس مساعد / كلية علوم الحاسبات والرياضيات - قسم الإحصاء

بالأسلوب العلمي الصحيح، لذا وجب تفادي هذه المشكلة وذلك بوضع الحلول المناسبة لها^[4].

من المعروف أن طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS) من أكفأ طرائق التقدير المعروفة غير المتحيزة ويشترط فيها توفر فروض التحليل التي من أهمها استقلالية المتغيرات التوضيحية.

في بعض الأحيان تزودنا النظرية الاقتصادية ببعض المعلومات النظرية بهيئة قيود(قيود واحد متطابق أو أكثر حول المعالم المراد تقديرها) من خارج نطاق عينة البحث، في هذه الحالة فإن طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية تؤول إلى صيغة أخرى وهي صيغة المربعات الصغرى المقيدة (RLS)، بحيث من الممكن (في بعض الدوال السلوكية) توظيف هذه القيود لمعالجة مشكلة التعدد الخطي^[1].

في عام 1993 قام الباحث (Liu) بطرح نموذج جديد لمعالجة هذه المشكلة إذ قام بدمج مقدرات (Stein) ومقدرات انحدار الحرف الاعتيادية ($\hat{\beta}_{ORR}$) بمقدر خاص أطلق عليه اسم مقدرات ($\hat{\beta}_{OLiu}$) وعند وضع القيود على المقدرات الأخيرة تصبح مقدرات ($\hat{\beta}_{RLiu}$) المقيدة^[2].

قسمت هذه الدراسة إلى جزأين إذ تضمن الجزء الأول الجانب النظري والذي تم فيه شرح أسلوب إيجاد مقدرات المربعات الصغرى ومقدرات (Liu) المقيدتين، أما الجزء الثاني فتضمن الجانب التجريبي والذي استخدم فيه البرنامج التطبيقي الجاهز (Minitab under Windows) في توليد البيانات باستخدام أسلوب مونتيكارلو للمحاكاة ووضع صيغ الارتباطات وإيجاد متوسط مربعات الخطأ لكلا الطريقتين^[3].

الجانب النظري:

1- مقدرات OLS و RLS :

تعد طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية من الطرائق المهمة والأكثر شيوعاً لتقدير معاملات نموذج الانحدار الخطي وتمتاز بصفات أكثر فعالية من غيرها من الطرائق وبسهولة حساب تقدير معالمها ومنطقية النتائج المستحصل عليها وسهولة فهم ميكانيكية عملها وتمتاز بان مقدراتها تمتلك أقل التباينات من بين كل الطرائق غير المتحيزة الأخرى في حال توافر فروض التحليل للنموذج الخطي والمتمثلة بكون الخطأ هو متغير عشوائي موزع توزيعاً طبيعياً بمعدل قدره (0) وتباين قدره (σ_u^2) مما يعني أن الأخطاء غير مرتبطة ذاتياً، أن متغير الاستجابة (Y) هو متغير عشوائي يتوزع توزيعاً طبيعياً بمعدل قدره (μ) وتباين قدره $(\sigma_u^2 I)$ ، فضلاً عن أن أعمدة مصفوفة المتغيرات التوضيحية (X) مستقلة خطياً" (*Linearly Independent*) وان $(\text{Rank}(X) = P < n)$ [4]. في هذا البحث تم اخذ النموذج الخطي الآتي:

$$\underline{Y} = X\underline{\beta} + \underline{U} \quad \dots\dots\dots(1)$$

حيث أن :

$\underline{Y}_{n \times 1}$: متجه متغير الاستجابة .

$X_{n \times p+1}$: مصفوفة المتغيرات التوضيحية .

$\underline{\beta}_{p+1 \times 1}$: متجه معاملات الانحدار .

$\underline{U}_{n \times 1}$: متجه الأخطاء العشوائية حيث أن $E(U) = 0$ ، وان $V(U) = \sigma_u^2 I_n$

(P) : تمثل عدد المتغيرات التوضيحية ، (n) تمثل حجم العينة .

$I_{n \times n}$: مصفوفة أحادية .

من المعروف أن مقدرات المربعات الصغرى يتم الحصول عليها من تطبيق الصيغة الآتية :

$$\hat{\beta}_{OLS} = (X'X)^{-1} X'Y \quad \dots\dots\dots(2)$$

وان مصفوفة متوسط مربعات الخطأ للمقدر $\hat{\beta}_{OLS}$ من β_{OLS} هي:

$$MSE(\hat{\beta}_{OLS}) = E(\hat{\beta}_{OLS} - \beta_{OLS})(\hat{\beta}_{OLS} - \beta_{OLS})' = V(\hat{\beta}_{OLS}) + \dots (3)$$

$$\left[(bias(\hat{\beta}_{OLS}))(bias(\hat{\beta}_{OLS}))' \right]$$

حيث أن:

$$bias(\hat{\beta}_{OLS}) = E(\hat{\beta}_{OLS}) - \beta_{OLS}$$

وعند افتراض وجود (q) من القيود المفروضة على النموذج الخطي والتي من الممكن أن تكون بالشكل الآتي [2]:

$$R\beta_{OLS} = r \dots (4)$$

حيث أن:

$R_{q \times p}$ مصفوفة، صفوفها ذات رتبة كاملة وان $p > q$ ، وهي مصفوفة معلومة .
 $r_{q \times 1}$: متجه . وهو معلوم أيضا" .

لذا فإن مقدرات ($\hat{\beta}_{RLS}$) وطبقا" لقيود المعادلة (4) أعلاه تكون بالشكل التالي:

$$\hat{\beta}_{RLS} = \hat{\beta}_{OLS} + S^{-1} R' (R S^{-1} R')^{-1} (r - R \hat{\beta}_{OLS}) \dots (5)$$

حيث أن:

$$\hat{\beta}_{OLS} = S^{-1} X' Y \quad \text{and} \quad S = X' X$$

وإذا افترضنا أن:

$$A = S^{-1} - S^{-1} R' (R S^{-1} R')^{-1} R S^{-1} \quad \text{and} \quad \delta = r - R \hat{\beta}_{OLS} \dots (6)$$

نحصل على:

$$V(\hat{\beta}_{RLS}) = \sigma^2 A \dots (7)$$

نفرض أن مقدر (Liu) هو ($\hat{\beta}_{LIU}$) للمعلمة ($0 < d < 1$) بالشكل التالي [2]:

$$\hat{\beta}_{LIU} = (S + I)^{-1} (X' Y + d \hat{\beta}_{OLS}) \dots (8)$$

وذا افترضنا أن:

$$F_d = (S + I)^{-1} (S + d I) \dots (9)$$

إذا" مقدر $\hat{\beta}_{LIU}$ يمكن أن يكتب بالشكل الآتي:

$$\hat{\beta}_{LIU} = F_d \hat{\beta}_{OLS} \dots\dots\dots(10)$$

بحيث أن:

$$E(\hat{\beta}_{LIU}) = F_d \beta_{OLS} \dots\dots\dots (11)$$

وان :

$$V(\hat{\beta}_{LIU}) = \sigma^2 F_d S^{-1} F_d' \dots\dots\dots(12)$$

من التعريف أعلاه وطبقاً للقيود في المعادلة (4) نجد أن مقدر (Liu) المقيد يكون بالصيغة الآتية:

$$\hat{\beta}_{RLIU} = F_d \hat{\beta}_{RLS} \dots\dots\dots(13)$$

بحيث أن :

$$E(\hat{\beta}_{RLIU}) = F_d \beta_{OLS} + F_d S^{-1} R' (R S^{-1} R')^{-1} \delta \dots\dots (14)$$

وان:

$$V(\hat{\beta}_{RLIU}) = \sigma^2 F_d A F_d' \dots\dots\dots(15)$$

2- مقارنة بين مقدرات $\hat{\beta}_{RLS}$ ومقدرات $\hat{\beta}_{RLIU}$:

عند اخذ الفرق بين تبايني كلا المقدرين نجد أن [2] :

$$\begin{aligned} V(\hat{\beta}_{RLS}) - V(\hat{\beta}_{RLIU}) &= \sigma^2 (A - F_d A F_d') \\ &= \sigma^2 (1-d) (S + I)^{-1} [AS + SA + (1+d)A] (S + I)^{-1} \\ &= \sigma^2 (1-d) (S + I)^{-1} [G - H] (S + I)^{-1} \dots\dots\dots(16) \end{aligned}$$

حيث أن : $G = 2I + (1+d)S^{-1}$ مصفوفة محددة وموجبة ((Positive

(Definite p.d) ، وأن :

$$H = S^{-1} R' (R S^{-1} R')^{-1} R + R' (R S^{-1} R')^{-1} R S^{-1} + (1+d) S^{-1} R' (R S^{-1} R')^{-1} R S^{-1}$$

وهي مصفوفة متماثلة (Symmetric matrix) . وبما أن G مصفوفة محددة وموجبة

فإن هنالك مصفوفة أحادية مثل Q بحيث أن :

$$Q' G Q = I \text{ ، وان } Q' H Q = \Lambda \text{ ، حيث أن } \Lambda \text{ مصفوفة قطرية عناصر}$$

$$|H - \lambda G| = 0 \text{ القطر فيها عبارة عن الجذور المميزة لـ}$$

فإذا كانت $(G - H)$ مصفوفة محددة غير سالبة (*n.n.d*) *Non Negative* (Definite).

وان : $Q'GQ - Q'HQ = I - \Lambda$ هي ايضا مصفوفة محددة غير سالبة إذا [5] :
 $1 - \lambda_i \geq 0$

وايضا نجد أن :

$$\lambda_{\max}(G^{-1}H) \leq 1$$

مما سبق نجد أن :

$$\lambda_p \leq \frac{x'Hx}{x'Gx} \leq \lambda_1$$

حيث أن :

$$\lambda_1(G^{-1}H) \geq \lambda_2(G^{-1}H) \geq \dots \geq \lambda_p(G^{-1}H)$$

من هنا نجد أن : $x'Hx \leq x'Gx$ ، وان : $(G - H)$ هي ايضا (*n.n.d*) .
 من هذه المعلومات نجد انه من الواضح أن :

$$V(\hat{\beta}_{RLS}) - V(\hat{\beta}_{RLIU}) \quad is \quad (n.n.d) \quad \forall \quad 0 < d < 1 \quad \dots \quad (17)$$

أي أن تباين مقدرات (Liu) المقيدة اقل من تباين مقدرات المربعات الصغرى المقيدة إذا
 فقط إذا

$$\lambda_{\max}(G^{-1}H) \leq 1 .$$

الجانب التجريبي :

1- وصف النموذج ومحاكاته :

في هذا البحث تم استخدام أسلوب مونتيكارلو المحاكاة (*Monte Carlo simulation*) [3] في توليد مشاهدات نموذج الانحدار في المعادلة (1) لخمس عينات كل عينة بحجم (100) مشاهدة وكل مشاهدة مكررة مائة مرة ثم تم اخذ معدل هذه المشاهدات واخيرا قسمت هذه المشاهدات على شكل خمسة أعمدة كل عمود يحوي (100) مشاهدة وبهذا سيتشكّل لدينا خمسة أعمدة
 Z_{ik} ، $i = 1, 2, 3, \dots, 100$ ، $k = 1, 2, \dots, 5$ والتي سيتم استخدامها في توليد قيم (X_{ij}) ، $i = 1, 2, 3, \dots, 100$ ، $j = 1, 2, \dots, 4$ ، وان المتغير (Z_{i5})

سيمثل عمود الخطأ ولكن بعد طرح وسطه الحسابي منه أي أن $(U_i = Z_{i5} - \bar{Z}_5)$ ومن ثم سيتم تقدير قيم Y_i باستخدام المعادلة الآتية :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i4} + U_i$$

قيم $(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)$ بالتطابق مع الجذور المميزة لمصفوفة (XX) القياسية مع افتراض أن قيمة $\beta_0 = 0$ ، ومن ثم سيتم وضع (افتراض) علاقة خطية اة عدمه بين المتغيرات التوضيحية X_{ij} المولدة ، وذلك باستخدام العلاقة الآتية :

$$\begin{aligned} X_{ij} &= \sqrt{(1-\alpha^2)} Z_{ij} + \alpha Z_{i5} \quad , j=1,2 \quad , i=1,2,\dots,100 \\ X_{ij} &= \sqrt{(1-\alpha^{*2})} Z_{ij} + \alpha^* Z_{i5} \quad , j=3,4 \quad , i=1,2,\dots,100 \end{aligned} \quad \dots(18)$$

حيث أن قيمة (α) تتمثل بدرجة الارتباط بين المتغيرين (X_1, X_2) ، وان (α^*) تتمثل بدرجة الارتباط بين المتغيرين (X_3, X_4) . وفي هذا البحث افترضت ثلاث حالات ارتباط وهي :

- ارتباط عالٍ للمجموعتين متمثلاً بالقيم $(\alpha = 0.9 \quad , \quad \alpha^* = 0.9)$.
- ارتباط واطئ للمجموعتين متمثلاً بالقيم $(\alpha = 0.3 \quad , \quad \alpha^* = 0.3)$.
- ارتباط عالٍ للمجموعة الأولى وواطي للمجموعة الثانية متمثلاً بالقيم $(\alpha = 0.9 \quad , \quad \alpha^* = 0.1)$.

وأخيراً يتم تحويل المتغيرات التوضيحية إلى شكلها القياسي باستخدام صيغة الثابت بطول واحد و كالاتي :

$$W_i^* = \frac{W_i - \bar{W}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (W_i - \bar{W})^2}} \dots\dots\dots(19)$$

حيث أن :

W_i هو أي متغير عشوائي ، وان W^* يمثل الشكل القياسي لذلك المتغير .

2-مرحلة تقدير المعلمات :

في هذا البحث تم افتراض وجود القيد المتطابقين الاتيين :
1-إن المجموع النهائي لكل المعالم المقدره مساويا" للواحد الصحيح أي أن:

$$2-إن \sum_{j=1}^p \beta_j = 1$$

الميل الحدي الأول مساوٍ للميل الحدي الثاني أي أن :

$$\beta_1 = \beta_2 \quad \text{or} \quad \beta_1 - \beta_2 = 0$$

إن توظيف مثل القيود السابقة يستوجب تطبيق أسلوب المربعات الصغرى المقيدة والذي يتطلب إعادة صياغة القيود أعلاه باستخدام المصفوفات والمتجهات وكالاتي:

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \beta_4 \end{bmatrix}, \quad r = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

تم في هذه المرحلة تقدير المعلمات بطريقة المربعات الصغرى المقيدة وطبقا" للمعادلة (5) ولكل حالة ارتباط ، كما تم أيضا" تقدير معلمات طريقة (Liu) المقيدة طبقا للمعادلة(13) ولكل حالة ارتباط أيضا" مع اختيار أربع قيم ل (d) وهي (0.1، 0.4، 0.6، 0.9)، وتم الحصول على النتائج كما في الجدول (A) الاتي :

بعد أن تم إيجاد مقدرات كلتا الطريقتين يتم الآن إيجاد متوسط مربعات الخطأ لكلتا الطريقتين ولجميع حالات الارتباط وذلك عن طريق المعادلتين الآتيتين :

فبالنسبة إلى مقدرات $(\hat{\beta}_{RLS})$ فإن :

$$MSE(\hat{\beta}_{RLS}) = \frac{\sum_{j=1}^4 (\hat{\beta}_{RLS} - \beta_{eign(S)})^2}{n}$$

أما بالنسبة إلى مقدرات $(\hat{\beta}_{RLIU})$ فإن :

$$MSE(\hat{\beta}_{RLIU}) = \frac{\sum_{j=1}^4 (\hat{\beta}_{RLIU} - \beta_{eign(S)})^2}{n}$$

حيث أن : $\beta_{eign(S)}$ تمثل الجذور المميزة لمصفوفة S القياسية .
والجدول (B) أدناه يوضح نتائج (MSE) لكلتا الطريقتين :

$\alpha = 0.3 , \alpha^* = 0.3$	$\alpha = 0.1 , \alpha^* = 0.9$	$\alpha = 0.9 , \alpha^* = 0.9$	
0.121	1.202	0.085	$MSE \hat{\beta}_{RLS}$
0.042	0.209	0.074	$MSE \hat{\beta}_{RLIU}$ d = 0.1
0.088	0.433	0.073	$MSE \hat{\beta}_{RLIU}$ d = 0.4
0.098	0.641	0.084	$MSE \hat{\beta}_{RLIU}$ d = 0.6
0.063	1.044	0.084	$MSE \hat{\beta}_{RLIU}$ d = 0.9

الاستنتاجات :

- 1- من ملاحظة جدول (B) نجد أن طريقة (Liu) هي اكثر دقة من طريقة المربعات الصغرى المقيدة .
- 2- يمكن استخدام هذه الطريقة حتى في حالة عدم وجود التعددية الخطية بين المتغيرات التوضيحية .

المصادر :

- 1- كاظم ، أموري هادي و مسلم ، باسم شلبية ، (2002) " القياس الاقتصادي المتقدم النظرية والتطبيق " ، دار الكتب والوثائق ، جامعة بغداد .
- 2- Akdeniz, F and Kaciranlar, S., (2001) " More on the new biased estimator in linear regression " , Sankhya, Vol.63, Ser. B, Pt.3, pp.321-325.
- 3- Ghrishtopher, Z .M., (1997) "Monte Carlo Simulation", SAGE Publications, Delhi.
- 4-Gunst, R. F. and Mason, R. L. and Webster, J. F., (1975) "Regression Analysis and problems of Multicollinerity " "Communication in statistics, Vol. 22, No.3. "
- 5-Liu, Communication in statistics , Ser. A , Vol . 22, pp. 393-402.