تطوير طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين بأستعمال المحاكاة

الباحث : ياسر كاظم حميد **ا.د. احمد ذياب احمد**

قسم الاحصاء - كلية الادارة و الاقتصاد - جامعة بغداد

المستخلص :

يعد انموذج الانحدار الخطي المتعدد واحد من النماذج المهمة المستعملة بكثرة في الحقول العلمية ولكن قد تواجه المتغيرات التوضيحية التي على اساسها يبنى الانموذج الى ارتباط عالي المستوى بين متغيرين او اكثر او قد تكون الاخطاء مرتبطة فيما بينها اتباطاً شديداً الامر الذي يؤثر تأثيراً سلبياً على عملية تقدير المعلمات في الانموذج فتصبح النتائج في طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية ليست دقيقة . ان البحث يهدف الى اجراء عملية مقارنة بين طريقتين من طرق تقدير معلمات انموذج الانحدار عندما يعاني من مشكلتي الارتباط الذاتي و التعدد الخطي احدى هذه الطرق هي طريقة مقترحة و المقارنة تمت من خلال المحاكاة

مفاتيح الكلمات : التعدد الخطي , الارتباط الذاتي , طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين , طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة

Abstract

The multiple linear regression model is one of the important models widely used in scientific fields, but the explanatory variables on the basis of which the model is built may encounter a high-level correlation between two or more variables, or the errors may be closely linked to each other, which negatively affects the process of estimating parameters In the model, the results become in the least squares method is not accurate. The research aims to conduct a comparison process between two methods of estimating the parameters of the regression model when it suffers from the problems of autocorrelation and multilinearity. One of these methods is a proposed method and the comparison was made through simulation

Keywords: Multicollinaerity , Autocorrelation , The Two Stage Ridge Regression Mthod , Modified Two Stage Ridge Regression Mthod

1-المقدمة

يعد تحليل الانحدار الخطي من الاساليب الاساسية في الاحصاء وهو احد الاساليب الاحصائية ذات الاستعمال الواسع النطاق حيث يقوم بجعل علاقة تحليلية بين المتغيرات التوضيحية و المتغير التابع اذ ان هذه العلاقة يمكن وصفها بشكل انموذج انحدار ولكن في الواقع العملي تتولد لدى الباحث مشكلة التعدد الخطي و التي هي من المشاكل المعروفة لدى الاحصائيين و ما لها من اثار على تقدير معلمات انموذج الانحدار الخطي فلا تكون المعلمات دقيقة في عملية التقدير وايضاً وجود مشكلة الارتباط بين الاخطاء يولد مشكلة جديدة و التي هي مشكلة الارتباط الذاتي و مع وجود هاتين المشكلتين يكون التقديربطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية ليس دقيقاً و ان هذه المشكلتين فعليتين في البيانات التطبيقية وفي كثير منها و لذا لابد من حل تلك المشكلتين للمضي بمجريات عملية التقدير للمعلمات و قد وجدت عدة ابحاث و دراسات لحل تلك المشكلتين بوقت واحد حيث قام (Trenkler) في عام ١٩٨٤ بأيجاد صيغة لحل المشكلتين سوياً عن طريق اجراء عملية تداخل بين طريقة المربعات الصغرى و انحدار الحرف الاعتيادية و المقدر الناتج سمي بمقدر (Trenkler) (Trenkler,1984, PP.179-190)كما قام

الباحثان(Alheety and kibria) بالتوصل الى مقدر جديد في عام ٢٠٠٩ يسمى (Almost Unbais LIU Estimator) الذي يقوم بتقدير معلمات انموذج الانحدار الذي يعاني من المشكلتين سوياً كما قاما ايضاً باستخراج خصائص لهذا المقدر و مقارنته مع خصائص مقدر (LIU) ومقدر المربعات الصغرى و مقدر انحدار الحرف الاعتيادية (Alheety ,M. I. & Kibria , Golam B. M. 2009, PP.155-167)كما اجرى الباحث (Alkhamisi) في عام ٢٠١٠ دراسة لايجاد طريق تحل الشكلتين معاً بصيغة واحدة من خلال اجراء جمع بين طريقتي انحدار الحرف ذو الارتباط الذاتي و المربعات الصغرى المقيدة باستخدام المحاكاة (Alkhamisi, M. A. ,2010 PP 2630 – 2644).

٢-اهمية البحث

تكمن اهمية البحث في التوصل الى صيغة واحدة لمعالجة مشكلتي البحث بدل حل كل مشكلة حلاً مستقلاً عن الاخر كما ان البحث يتوصل الى طريقة مقترحة لمعالجة مشكلتي البحث معاً و قد بينت تلك الطريقة انها تمتلك اقل متوسط مربعات خطأ من سابقتها

٣-فرضيات البحث

بعد ان تم عرض طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة (و بمعلمتين) تم اقتراح طريقة جديدة و هي طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة المحورة (وبمعلمتين) و تم اجراء تطبيق تلك الطريقتين على البيانات التي تم توليدها من خلال المحاكاة في برنامج (MATLAB)بأعتماد معيارمتوسط مربعات الخطأ وفقاً للفرضيات التالية :

الفرضي الصفري : لا توجد فروق ذات دلالة احصائية بين الطريقة الاولى و الثانية

الفرض البديل : توجد فروق ذات دلالة احصائية بين الطريقة الاولى و الثانية

٤- مشكلتي البحث

من مميزات انموذج الانحدار الخطي المتعدد خو انه واسع الشهرة و انتشاره كبير في مهمة التحليل بالخصوص مع الانتشار الكبير للبرامج الحاسوبية و التي اعطت فرصة كبيرة لاجراء تحليل الانحدار بعملية اكثر بساطة فعندما ندرس ظاهرة من الظواهر في اي مجال كان يجب و كمرحلة اولى ان نحدد المتغيرات التي لها تأثير على هذه الظاهرة ثم ننتقل لبناء انموذج انحدار يعطي وصفاً لتلك العلاقة بين المتغيرات و هذا الانموذج هو الذي يسمى انموذج الانحدار الخطي المتعدد الذي يضع وصفاً لتأثير متغيرين او اكثر (المتغيرات التوضيحية) على متغير واحد (المتغير التابع) و تكون صيغته العامة كما يلي(كاظم ، ومسلم ، ٢٠٠٢ ، ص ٤٩) :

$$Y = X\beta + U \quad \ldots\ldots (1)$$

ان الانموذج في الصيغة (١) اعلاه يكون ذو تقديرات دقيقة اذا كان يخضع لمجموعة فرضيات من ابرزها ان تكون العلاقة مستقلة بين المتغيرات التوضيحية فلا توجد علاقة تامة و لا علاقة شبه تامة بين تلك المتغيرات وان الاخطاء العشوائية ايضاً مستقلة عن بعضها و ليس فيها ارتباط و مع توفر تلك الفرضيات في هذا الانموذج فان المقدرات التي تنتج عنها تعطي افضل تقدير خطي غير متحيز و مع عدم توفر واحدة او اكثر من هذه الفرضيات تحدث مشاكل في الانموذج كمشكلتي البحث فلابد للبحث عن ايجاد صيغ لحل هذه لمشكلتين(العبيدي ، و الجمال ، ٢٠١٩ ، ص ٤٧٠) و من طرائق الكشف عن مشكلة التعدد الخطي (معامل التضخم) وفق الصيغة التالية(البياتي ، ٢٠١٢)

$$VIF=\frac{1}{1-R_j^2} \qquad j=1,2,3,\ldots\ldots,p \qquad (2)$$

اذ ان :

R_j^2 : معامل التحديد

ومقياس Tolerance وفق الصيغة التالية

$$\text{Tolerance}= 1 - R_j^2 \ldots\ldots\ldots (3)$$

كما ان بوجود مشكلة الارتباط الذاتي لا يمكن الحصول على افضل تقدير خطي غير متحيز(BLUE) واما الكشف عن وجود مشكلة الارتباط الذاتي فهناك طرق متعددة للكشف عن وجود هذه المشكلة من اهم تلك الطرق طريقة ديربن – واتسون(D.W) و الذي يعتمد على الاخطاء العشوائية وصيغته العامة هي(كاظم ، ومسلم ، ٢٠٠٢ ، ص ٤٩) :

$$D.W.=\frac{\sum(U_t-U_{t-1})^2}{\sum U_t^2}\ldots\ldots\ldots (4)$$

وان قيمته تكون بين الاربعة و الصفر $0<D.W<4$ و لاجل التوصل لحل مشكلتي البحث مرة وحدة ووفق صيغة تقديرية واحدة سيتم استعمال الطرائق الاتية :

٤.1طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة (و بمعلمتين)
Modified Two Stage Ridge Regression Mthod - (Two Parameters)

ان هذه الطريقة في التقدير تعالج مشكلتي التعدد الخطي و الارتباط الذاتي في وقت واحد و بنفس الاسلوب المتبع في طريقة انحدار الحرف ولكن الفروق بينهما هي (Lukman, et al . , 2020)

١-ان هذه الطريقة تحتوي على معلمتين من معالم التحيز و ليست معلمة واحدة وذلك بسبب ان ادراج الكمية الموجبة على عناصر قطر مصفوفة فيشر قبل ان ناخذ المعكوس لها هو لهدف معين و هو ان يتم تصغير القيمة للتباينات الخاصة بالمعلمات و هذه التباينات التي ترتفع بسبب مشكلة التعددية الخطية لان الصيغة العامة للتباين تعتمد على اخذ المعكوس لمصفوفة فيشر و كما يلي :

$$Var (b\hat{}) = \sigma^2 Z(X'X)^{-1} Z'$$

اذ ان :

$$Z = (Ik + O(X'X)^{-1})^{-1}$$

الا ان هذه الطريقة تعطي مقدراً متحيزا و لكنً مقدار التحيز مقدار مقبول بسبب ان متوسط مربعات الخطأ له مقدار صغير و ان هذه الكمية الموجبة قيمتها بين الصفر و الواحد و لكن كلما زادت قيمة تلك الكمية المضافة زاد معه مقدار التحيز لانهما يتناسبان تناسباً طردياً و كما يلي :

$$b\hat{} = Zb_{OLS}$$

لذا لابد من التعامل مع القيمة المضافة بضبط تام بنحو يجعل قيمتها كبيرة و بمقدار من التحيز مقبول ولكن متوسط مربعات خطأ له صغير و هذا ما ستنفذه هذه الطريقة .

٢-ان طريقة انحدار الحرف تعتمد على النموذج الاتي :

$$Y = X\beta + U$$

و لكن هذه الطريقة سوف تعتمد نموذج اخر وهو النموذج المحول الاتي :

$$y = z\alpha + e \ldots\ldots(5)$$

اذ ان :

$$z=XM$$
$$\alpha=M'\beta$$

و يمكن تلخيص هذه الطريقة بالاتي :

بما ان مقدر طريقة المربعات الصغرى للنموذج الاعتيادي هو :

$$b_{OLS} = (X'X)^{-1}X'Y$$

و ان مع وجود مشكلة التعدد الخطي فأن المقدر في اعلاه سوف لايعطي افضل تقدير خطي غير متحيز (BLUE) لذا لابد من وضع حل لتلك المشكلة اولاً .

لقد وضع Hoerl and Kennard صيغة لمقدر انحدار الحرف و كما يلي :

$$b_{2S(C)} =(X'X+OI_n)^{-1}X'Y$$

اذ ان :

$$O>0$$

ثم قام بعده .Lukman et al بوضع تطوير على الصيغة في اعلاه الى :

$$b_{2S(C)}=(X'X+O_1(1+O_2)I)^{-1} X'Y$$

اذ ان :

$$O_1>0$$
$$1>O_2>0$$

ان المقدر في الصيغة اعلاه له حالتين خاصتين هما :
اولاً :
اذا كان $O_1=0$ و $O_2=0$ فأن المقدر يكون مقدر المربعات الصغرى الاعتيادية :

$b_{2S(C)} =(X'X+0(1+0)I)^{-1} X'y$
$b_{2S(C)} = (X'X+0(1)I)^{-1} X'y$
$b_{2S(C)} = (X'X+0I)^{-1} X'y$
$b_{2S(C)} = (X'X+0)^{-1} X'y$
$b_{2S(C)} = (X'X)^{-1} X'y$

ثانياً :
اذ كان $O_1=O$ و $O_2=1$ فأن المقدر يكون مقدر انحدار الحرف الاعتيادي :
$b_{2S(C)} =(X'X+O(1+0)I)^{-1} X'y$
$b_{2S(C)} = (X'X+O(1)I)^{-1} X'y$
$b_{2S(C)} = (X'X+OI)^{-1} X'y$
و يمكننا اجراء بعض التحويلات مستفيدين من خصائص المصفوفات المتعامدة و المتماثلة و القطرية و بأستعمال المتجهات و القيم الذاتية و كما يأتي :
بأعادة كتابة الصيغة (١) كالاتي :
$y =z\alpha+e$
اذ ان :
$z=XM$
$\alpha=M'\beta$

ان مصفوفة M هي مصفوفة متعامدة و اعمدتها تحتوي على القيم الذاتية لمصفوفة المعلومات
ان مصفوفة المعلومات هي مصفوفة متماثلة و مربعة فحينما يتم ضرب المبدلة لمصفوفة M بمصفوفة المعلومات ثم بمصفوفة Mعندها يكون الناتج مصفوفة عناصرها القطرية هي القيم الذاتية لمصفوفة المعلومات و كما يلي :
$$M'(X'X)M = \lambda = \mathrm{diag}(y_1, y_2, \dots, y_n)$$
اذ ان :
y_1 : القيمة الذاتية الاولى
y_2 : القيمة الذاتية الثانية
y_n : القيمة الذاتية n
$$(Z'Z+O_1(1+O_2)I)^{-1} Z'Y \;\ldots\ldots(6)\hat{\alpha}_{2S(C)} =$$
و ان متوسط مربعات الخطأ للتقدير اعلاه هو:
$$\mathrm{MSE}\hat{\alpha}_{2S(C)} = \sum_{i=1}^{n} \frac{y_i^2}{(y_i + O1(1+O2))^2} V_{ii} + \sum_{i=1}^{n} \frac{O1^2(1+O2)^2\alpha_i^2}{(y_i + O1(1+O2))^2} \ldots (7)$$

اذ ان :
y_i : هي القيم الذاتية لمصفوفة فيشر
O1 و O2 : هي معلمتي التحيز
V_{ii} : التباين المشترك
و بضرب طرفي الصيغة (5) بمصفوفة الارتباط الذاتي (ρ) ينتج :

pY = pZα + pe
Y^*=pY
Z*=pZ
e*=Pe

ثم نشتق مجموع المربعات للاخطاء في ظل وجود مشكلة الارتباط الذاتي و كالاتي :

$e'\Omega^{-1}e=(Y-Z\alpha)'\Omega^{-1}(Y-Z\alpha)$
$e'\Omega^{-1}e=(Y'-\alpha'Z')\Omega^{-1}(Y-Z\alpha)$
$e'\Omega^{-1}e=(Y'\Omega^{-1}-\alpha'Z'\Omega^{-1})(Y-Z\alpha)$
$=Y'\Omega^{-1}Y-Y'\Omega^{-1}Z\alpha-\alpha'Z'\Omega^{-1}Y+\alpha'Z'\Omega^{-1}Z\alpha$
$= Y'\Omega^{-1}Y-2\alpha'Z'\Omega^{-1}Y+\alpha'Z'\Omega^{-1}\alpha Z$

و نشتق اشتقاق جزئي بالنسبة لمتجه المعلمات نحصل على :

$$\left(\frac{\partial(e'\Omega^{-1}e)}{\partial\beta'}=-2Z'\Omega^{-1}Y+2Z'\Omega^{-1}Z\alpha\right)/2$$
$$\frac{\partial(e'\Omega^{-1}e)}{\partial\beta'}=-Z'\Omega^{-1}Y+Z'\Omega^{-1}Z\alpha$$

$$\frac{\partial(e'\Omega^{-1}e)}{\partial\beta'}=0$$
$$Z'\Omega^{-1}Y=Z'\Omega^{-1}Z\alpha$$

$$.....(8)\alpha_{1S(B)}=(Z'\Omega^{-1}Z)^{-1}Z'\Omega^{-1}Y$$

ثم نشتق صيغة لتقدير المعلمات بأستعمال مضاعف لانكرانج (Langrange Multiplier) الذي يحدد قيداً و هو تصغير المجموع لمربعات الخطأ للعينة وفقاً للقيد الاتي :

α'α=c

حيث ان c هو ثابت رياضي
ثم يتم اضافة الكمية موجبة الى عناصر قطر مصفوفة المعلومات و لتكن O فيكون :

$e'\Omega^{-1}e=(Y-Z\alpha)'\Omega^{-1}(Y-Z\alpha)+O1(1+O2)(\alpha'\alpha-c)$
$e'\Omega^{-1}e=(Y'-\alpha'Z')\Omega^{-1}(Y-Z\alpha)+O1(1+O2)(\alpha'\alpha-c)$
$e'\Omega^{-1}e=(Y'\Omega^{-1}-\alpha'Z'\Omega^{-1})(Y-Z\alpha)+O1(1+O2)(\alpha'\alpha-c)$
$e'\Omega^{-1}e=Y'\Omega^{-1}Y-Y'\Omega^{-1}Z\alpha-\alpha'Z'\Omega^{-1}Y+\alpha'Z'\Omega^{-1}Z\alpha+O1(1+O2)(\alpha'\alpha-c)$
$e'\Omega^{-1}e=Y'\Omega^{-1}Y-2\alpha'Z'\Omega^{-1}Y+\alpha'Z'\Omega^{-1}Z\alpha+O1(1+O2)(\alpha'\alpha-c)$

$$\left(\frac{\partial e'\Omega^{-1}e}{\partial\alpha}=-2Z'\Omega^{-1}Y+2Z'\Omega^{-1}Z\alpha+2\alpha O1(1+O2)\right)/2$$
$$\frac{\partial e'\Omega^{-1}e}{\partial\alpha}=-Z'\Omega^{-1}Y+Z'\Omega^{-1}Z\alpha+\alpha O1(1+O2)$$

$$\frac{\partial e'\Omega^{-1}e}{\partial\alpha} = 0$$
$$Z'\Omega^{-1}Z\alpha + \alpha O1(1 + O2) = Z'\Omega^{-1}Y$$
$$\alpha(Z'\Omega^{-1}Z + O) = Z'\Omega^{-1}Y$$
$$\alpha_{2S(B)} = (Z'\ \Omega^{-1}Z + O1(1 + O2)I_n)^{-1}Z'\Omega^{-1}Y \dots\dots (9)$$

و الصيغة الاخيرة للمقدر تعالج مشكلتي البحث في وقت واحد

٤ .2 طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة المحورة (وبمعلمتين) (المقترحة)
Modified Two Stage Ridge Regression Mthod – (Two Parameters)

من خلال دراستنا لطريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة (وبمعلمتين) رأينا ان هناك طريقة ممكنة للاقتراح وذلك يتم من خلال تثبيت المعلمة (O1) من خلال مساواتها الى (١) و سميت بطريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة المحورة (و بمعلمتين) و التي يتم من خلالها معالجة مشكلتي البحث معاً و بنفس الاسلوب المتبع بالطريقة السابقة الا ان الفرق بينهما ان هذه الطريقة تحوي معلمة تحيز واحدة بعد خضوعها للافتراضين التاليين :

١- ان معلمة التحيز الاولى O_1 تساوي (١) .
٢- ان معلمة التحيز الثانية O_2 لا تساوي الصفر .

بعد اعادة خطوات طريقة ايجاد صيغة $\hat{\alpha}_{1S(A)}$ نصل الى التالي :

$$\hat{\alpha}_{1S(B)} = (Z'\Omega^{-1}Z)^{-1}Z'\Omega^{-1}Y \dots\dots (10)$$

وبأضافة كمية موجبة الى مصفوفة فيشر (عناصر القطر فقط) وهي (O+ 1) يكون

$$e'\Omega^{-1}e=(Y-Z\alpha)'\Omega^{-1}(Y-Z\alpha)+ (1+O)(\alpha'\alpha-c)$$
$$e'\Omega^{-1}e=(Y'-\alpha'Z')\ \Omega^{-1}(Y-Z\alpha)+ (1+O)(\alpha'\alpha-c)$$
$$e'\Omega^{-1}e=(Y'\Omega^{-1}-\alpha'Z'\Omega^{-1})(Y-Z\alpha)+ (1+O)(\alpha'\alpha-c)$$
$$e'\Omega^{-1}e=Y'\Omega^{-1}Y-Y'\Omega^{-1}Z\alpha-\alpha'Z'\Omega^{-1}Y+\alpha'Z'\Omega^{-1}Z\alpha+ (1+O)(\alpha'\alpha-c)$$
$$e'\Omega^{-1}e= Y'\Omega^{-1}Y-2\alpha'Z'\Omega^{-1}Y+ \alpha'Z'\Omega^{-1}Z\alpha+ (1+O)(\alpha'\alpha-c)$$
$$\left(\frac{\partial e'\Omega^{-1}e}{\partial\alpha} = -2Z'\Omega^{-1}Y + 2Z'\Omega^{-1}Z\alpha + 2\alpha(1 + O)\right)/2$$
$$\frac{\partial e'\Omega^{-1}e}{\partial\alpha} = -Z'\Omega^{-1}Y + Z'\Omega^{-1}Z\alpha + \alpha(1 + O)$$
$$\frac{\partial e'\Omega e}{\partial\alpha} = 0$$
$$Z'\Omega^{-1}Z\alpha + \alpha(1 + O) = Z'\Omega^{-1}Y$$
$$\alpha(Z'\Omega^{-1}Z + (1 + O)) = Z'\Omega^{-1}Y$$
$$\hat{\alpha}_{2S(B)} = \left(Z'\Omega^{-1}Z + (1 + O)\right)^{-1}Z'\Omega^{-1}Y \dots\dots (11)$$

والمقدر الاخير يعالج مشكلتي البحث في ان احد .

و ان متوسط مربعات الخطأ له هو :

$$\mathrm{MSE}\hat{\alpha}_{2S(D)} \sum_{i=1}^{n} \frac{y_i^2}{(y_i+(1+O))^2} V_{ii} + \sum_{i=1}^{n} \frac{(1+O)^2\alpha_i^2}{(y_i+(1+O))^2} \ldots\ldots (12)$$

حيث ان :

y_i : هي القيم الذاتية لمصفوفة المعلومات

O1 و O2 : هي معلمتي الاضافة

V_{ii} : التباين المشترك

٥-الجانب التجريبي

بهدف الوصول الى افضل التقديرات فقد تم استعمال اسلوب المحاكاة طريقة مونتي (Mone carlo) كارلو حيث تمت المقارنة بين المقدرات من خلال متوسط مربعات الخطأ و تم الاعتماد في توليد البيانات على برنامج MATLAB حيث كانت احجام العينات المختارة هي (٣٠ ,100 , 60) و اما الصيغة التي من خلالها توليد بيانات المتغيرات التفسيرية فهي pp , : (Al-Hassa , 2008 104)

$X_{fg}=(1-P^2)^{1/2}S_{fg}+S_{f(r+1)}$ f=1,2,3,….,n g=1,2,3,….,r …….. (14)

اذ ان:

الاعداد التي تم توليدها بصورة عشوائية و التي تتوزع توزيعا طبيعياً قياسياًS_{fg}:

عدد المشاهدات f:

عدد المتغيرات التفسيرية التي تعاني من الارتباطg :

ρ: قيم الارتباطات المفترضة بين المتغيرات التفسيرية و هي 0.75, 0.85 , 0.95

كما تم اعطاء قيم اولية للمعلمات في انموذج الانحدار و كما في الجدول التالي :

جدول رقم (١)

المعلمة	β٠	β١	β٢	β٣	β٤	β٥
القيمة الاولية	٠	.45٠	0.56	0.48	0.37	0.34

وان القيم المفترضة ل σ_e^2 =1,2 و كان عدد مرات تكرار التجربة هو ١٠٠٠ مرات

٦-مناقشة نتائج البحث

ان ظهور نتائج تجربة المحاكاة بينت لنا ما يلي :

اظهرت النتائج افضلية الطريقة المقترحة و التي هي طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة المحورة (و بمعلمتين) لانها تمتلك اقل متوسط مربعات خطأ في جميع المستويات

وان افضلية الطريقة المقترحة على الطريقة الاولى جائت بفارق كبير جداً و ملفت للفرق بين متوسطات مربعات الاخطاء.

كما تمت ملاحظة ان التوسع في احجام العينات من ٣٠ ثم ٦٠ الى ١٠٠ جعل قيم متوسط مربعات الخطأ تنخفض فكانت العلاقة بينهما عكسية اذ كلما ارتفع حجم العينة قلت قيمة المتوسط لمربعات الخطأ .

٧-الاستنتاجات

١- بينت نتائج المحاكاة ان المقدر المقترح $\hat{\alpha}_{2S(B)}$ هو المقدر الافضل بسبب امتلاكه اقل متوسط مربعات خطأ بالمقارنة مع المقدر الاول $\hat{\alpha}_{2S(A)}$

٢-بينت النتائج ان الطريقة المقترحة هي افضل الطرق في حال كان عدد المتغيرات التفسيرية ٥ او ٢

٣-ان النتائج اوضحت انه كلما زاد حجم العينة تناقص معها مقدار متوسط مربعات الخطأ

٨-التوصيات

١-من خلال النتائج يوصى بأستخدام طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة المحورة (وبمعلمتين) كبديل عن طريقة المربعات الصغرى حينما تعاني البيانات من مشكلتي البحث

٢-التوسع في دراسة طريقة انحدار الحرف ذات المرحلتين المعدلة المحورة (و بمعلمتين) في ظل وجود مشكلة عدم تجانس التباين.

المصادر

١- البياتي ، محمود مهدي حسن . (٢٠١٢) "تطبيق عملي لتحليل البيانات الاحصائية بأستعمال البرنامج (SPSS)" ، الجزيرة للطبع و النشر / جامعة بغداد

٢-حسين ، سجى محمد ، و الصالحي ، حنين مراد يوسف (٢٠١٤) " المقارنة بين بعض المقدرات المتحيزة في الانحدار الخطي العام بوجود التعدد الخطي " مجلة القادسية للعلوم الادارية و الاقتصادية ، المجلد ١٧ ، العدد ٢ ، ص ٢٢٢ – ٢٣٤ .

٣-دبدوب ، مروان عبدالعزيز ، و النعيمي ، اسوان محمد طيب (٢٠٠٦) " طرائق مقترحة في انحدار الحرف " المجلة العراقية للعلوم الاحصائية ، العدد ١٠ ، ص ٨٥ – ١٠٦ .

٤-عبدالجبار ، زينب عبدالستار (٢٠٢٠) " مقارنة بعض طرائق التقدير لانموذج الانحدر الخطي العام بوجود مشكلتي الارتباط الذاتي و التعدد الخطي " رسالة ماجستير كلية الادارة و الاقتصاد ، جامعة بغداد .

٥-العبيدي ، ندى نزار ، و الجمال ، زكريا يحيى نوري (٢٠١٩) " مقارنة بين طرق تقدير معلمة انحدار الحرف المعممة مع التطبيق على بيانات مرض العجز الكلوي المزمن " مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية و الادارية ، المجلد ١١ ، العدد ٢٥ ، ص ٤٦٨ – ٤٧٩ .

٦- كاظم ، اموري هادي ، ومسلم ، باسم شليبة (٢٠٠٢) " القياس الاقتصادي المتقدم النظرية و التطبيق " مطبعة دنيا الامل ، العراق ، بغداد .

٧-Eldum,Hussain & Zahri , Mostafa (2013).“ RELAXATION METHOD FOR TWO STAGES RIDGE REGRESSION ESTIMATOR” International Journal of Pure and Applied Mathematics ,321

٨-G. Trenkler(1984)“ On The Performance of biased estimators in the linear regression model with correlated or heteroscedastic error “, Journal of Econometrics,Vol.25,No.2,PP.179-190

٩-Al-Hassan Yazid M.(20٠٨ ") .” A Monte Carlo Evaluation of Some Ridge Estimator J. J. Appl. Sci., Vol.10, No. 2 (2008) المجلة الاردنية للعلوم التطبيقية المجلد الثاني العاشر العدد الثاني

١٠-Alheety ,M. I. & Kibria , Golam B. M. (2009).“ ON THE LIU AND ALMOST UNBIASED LIU ESTIMATORS IN THE PRESENCE OF MULTICOLLINEARITY WITH HETEROSCEDASTIC OR CORRELATED ERRORS” Surveys in Mathematics and its Applications , Vol.4,PP.155-167.

١١-Hoerl,E. &Kennard , Robert W. (1970).“ Ridge Regression : Application to Non- orthogonal Problems” Technometrics , Vol.12 , PP.69-82.

١٢-Hoerl,E. &Kennard , Robert W. (1970).“ Ridge Regression :Biased Estimation for Non - orthogonal Problems”

1٣-Alkhamisi, M. A.,(2010).“ Ridge Estimation in Linear Models With Autocorrelated Errors” Communications in statistics – Theory and methods , Vo1.39,PP 2630 – 2644.Technometrics , Vol.12 , No. 1 , PP.55-67.

1٤-Lukman , Adewale F. & Ayinde , Kayode & Kibria , B. M. Golam& Jegede , Segun L. (2020).“ Two-Parameter Modified Ridge-Type M-Estimator for Linear Regression Model “ The Scientific World Journal

ملحق(A)

المقارنة بين طريقتي التقدير باعتماد معيار متوسط مربعات الخطأ للنماذج

V	n	P	ρ_Ω	σ_e	MSE ($\hat{\alpha}_{2S(A)}$)	MSE($\hat{\alpha}_{2S(B)}$)
5	٣٠	.75٠	0.3	1	32552.30000	2.90641
				2	32555.70000	11.62170
			0.9	1	1135.67000	1.16394
				2	1139.53000	4.64301
		0.85	0.3	1	29841.70000	3.17641
				2	29845.10000	11.99350
			0.9	1	1067.72000	1.17108
				2	1071.56000	4.65225
		0.95	0.3	1	21736.30000	3.28765
				2	21739.90000	13.58170
			0.9	1	854.04900	1.17079
				2	857.82300	4.68790

	60	0.75	0.3	1	1494.18000	1.18143
				2	1497.36000	4.71700
			0.9	1	28.68590	1.05257
				2	31.86530	4.20957
		0.85	0.3	1	1420.13000	1.19023
				2	1423.31000	4.76151
			0.9	1	27.34200	1.05274
				2	30.52050	4.21039
		0.95	0.3	1	1187.89000	1.22484
				2	1191.04000	4.95723
			0.9	1	23.13620	1.05341
				2	26.31200	4.21393
	100	0.75	0.3	1	1494.18000	1.18143
				2	1497.36000	4.71700
			0.9	1	28.68590	1.05257
				2	31.86530	4.20957
		0.85	0.3	1	1420.13000	1.19023
				2	1423.31000	4.76151
			0.9	1	27.34200	1.05274
				2	30.52050	4.21039

		0.95	0.3	1	1187.89000	1.22484
				2	1191.04000	4.95723
			0.9	1	23.13620	1.05341
				2	26.31200	4.21393
2	30	0.75	0.3	1	23.30530	1.03004
				2	26.25480	1836.45000
			0.9	1	1.47118	1.03515
				2	12.08780	656.63800
		0.85	0.3	1	22.19770	1.03152
				2	25.11370	17.25800
			0.9	1	1.45001	1.03518
				2	4.55441	4.42036
		0.95	0.3	1	18.72330	1.03804
				2	21.95290	94.60490
			0.9	1	1.38372	1.03532
				2	4.49498	6.35011
	60	0.75	0.3	1	4.13577	1.01474
				2	7.16266	10.60220
			0.9	1	1.07520	1.02264
				2	4.14153	4.21279

		0.85	0.3	1	3.98384	1.01501
				2	7.01090	4.46613
			0.9	1	1.07261	1.02265
				2	4.13899	4.09869
		0.95	0.3	1	3.50866	1.01611
				2	6.53704	4.14736
			0.9	1	1.06455	1.02268
				2	4.13102	4.09278
	100	0.75	0.3	1	1.97221	1.00365
				2	4.98078	4.03288
			0.9	1	1.02569	1.00970
				2	4.05516	4.03917
		0.85	0.3	1	1.92518	1.00373
				2	4.93369	4.01820
			0.9	1	1.02492	1.00970
				2	4.05438	4.03889
		0.95	0.3	1	1.77812	1.00404
				2	4.78640	4.01547
			0.9	1	1.02252	1.00971
				2	4.05193	4.03883