المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (25) 2013
عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي السادس لكلية علوم الحاسوب والرياضيات
ص ص[298-314]

صيغة مقترحة لمعالجة مشكلتي تعدد العلاقة الخطية ووجود قيود على البيانات مع المحاكاة

وسام وعد الله سليم*

الملخـــــــص :

تم في هذا البحث أيجاد طريقة مقترحة مشتقة من كل من طريقتي انحدار الحرف**Ridge Regression(RR)** والمربعات الصغرى المقيدة **Restricted Least Squares(RLS)** لمعالجة مشكلتين في آن واحد وهما مشكلتي التعدد الخطي ووجود قيود على البيانات.

وتم اجراء المحاكاة لعدة حالات تتضمن المشكلتين المدروستين ، وبالاعتماد على معيار متوسط مربعات الخطأ (MSE) قمنا بمقارنة نتائج الطرائق المدروسة وتبين لنا ان الطريقة المقترحة اعطت نتائج اكثر كفاءة مقارنة بالطرائق الاخرى.

A proposedformula for solving the problem of multicollinearity and restricted data with A simulation

Abstract

This study found out a method derived from ridge regression and restricted least-squares methods to solve the problem of multicollinearity and restricted data at the same time.

A simulation study including these problems was carried out . The study used the mean squares error (MSE) to test the efficiency of the Proposedformula. The study conclude s that the Proposed formula results in the lowest mean squares error compared with other methods.

*مدرس مساعد/ قسم الإحصاء والمعلوماتية / كلية علوم الحاسوب والرياضيات / جامعة الموصل

تاريخ استلام البحث 2013/10/10 ـــــــــــــــــــــــــــــــ تأريخ القبول 2013/11/21

1. المقــدمـــــة :

تحصل مشكلة التعدد الخطي عندما يرتبط متغيرين أو اكثر من المتغيرات التوضيحية بعلاقة خطية قوية بحيث يصبح من الصعب فصل أثر كل متغير على المتغير المعتمد وبالتالي يصعب الحصول على مقدرات جيدة للتنبؤ و غالباً ما تنشأ هذه العلاقة نتيجة لتأثير جملة من المتغيرات الاقتصادية.

أن احد اساليب معالجة التعدد الخطي هو استخدام اسلوب انحدار الحرف الذي يعتبر احد بدائل طريقة المربعات الصغرى عندما يكون هنالك ارتباط خطي قوي بين المتغيرات التوضيحية .

وفي بعض الاحيان يكون هنالك معلومات مأخوذة من خارج العينة ذات العلاقة بمشكلة الدراسة إذ توظف تلك المعلومات والتي تكون على شكل قيود الى جانب مشاهدات المتغيرات التوضيحية والمتغير التابع فنحصل على مقدرات غير متحيزة تعتمد على تقدير اولي من المشاهدات الاصلية بطريقة المربعات الصغرى (OLS) ومن ثم تقدير مقيد عن طريق القيود وقيمتها بأستخدام طريقة المربعات الصغرى المقيدة التي تستخدم في حالة وجود قيد واحد أو اكثر على البيانات مأخوذة من الابحاث السابقة أو من مصادر النظرية الاقتصادية لمعلومات مسبقة أو بيانات عرضية .

في بحثنا هذا سوف نتطرق الى معالجة مشكلتي التعدد الخطي ووجود القيود من خلال اشتقاق صيغة رياضية تربط انحدار الحرف بطريقة المربعات الصغرى المقيدة .

2. طريقة المربعات الصغرىالاعتيادية Ordinary Least Squares Method

تعد طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية من الطرائق المهمة لتقدير معلمات انموذج الانحدار ، لما لهذه الطريقة من سهولة وبساطة ودقة في الاستخدام والنتائج عند تحقق الفروض التي تقوم عليها والتي تعتمد عليها في ايجاد مقدرات ظاهرة معينة وعند عدم تحقق احد هذه الفروض فأن هذه الطريقة تفقد خاصية كونها افضل مقدرات خطية غير متحيزة Best Linear Unbiased Estimate (BLUE) ، واحدى اهم هذه الفروض هي عدم وجود علاقة خطية قوية بين المتغيرات التوضيحية(السيفو و مشعل ،2003).

و على فرض الانموذج الخطي الآتي:

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

إذ ان :

$Y_{(n*1)}$: متجه قيمة متغير الاستجابة.

$X_{[n*(p+1)]}$: مصفوفة المتغيرات التوضيحية.

$\beta_{[(p+1)*1]}$: متجه قيمة معلمات الانحدار.

$U_{(n*1)}$: متجه قيمة الاخطاء العشوائية حيث $E(U) = 0$ وان $V(U) = \sigma^2 \mathrm{I}_n$.

p : عدد المتغيرات التوضيحية.

(n) حجم العينة.

I_{n*n} : مصفوفة احادية .

وان مقدرات المربعات الصغرى باستخدام المصفوفات يتم الحصول عليها من الصيغة التالية:

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

3. طريقة انحدار الحرفMethod Ridge Regression

إن مشكلة تعدد العلاقة الخطية في الوقت الحاضر تعتبر من المشاكل التي اخذت اهتماماً كبيراً من قبل الباحثين لتأثيراتها على نتائج التقديرات، حيث أن هناك فروضا أساسيه لإيجاد مقدرات انموذج الانحدار الخطي المتعدد باستخدام طريقة المربعات الصغرى و من أهم هذه الفروض هو أن أعمدة مصفوفة المتغيرات التوضيحية تكون مستقلة خطيا و عندما تكون هذه الأعمدة غير مستقلة خطيا فهذا يعني وجود مشكلة تعدد العلاقة الخطية و التي تؤدي إلى تضخم تباين المعلمات في انموذج الانحدار و بذلك نحصل على نموذج تنبؤي غير دقيق(Gunst& Webster , 1975).

ويعد انحدار الحرف من اكثر الطرائق استخداماً وشيوعاً لمعالجة مشكلة تعدد العلاقة الخطية بين المتغيرات التوضيحيةوهو بديل لطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS) في

حالة وجود المشكلة وقد تم اقتراح انحدار الحرف من قبل Hoerl& Kennard (1970) حيث يتم إضافة الثابت الموجب(K) إلى عناصر قطر المصفوفة $(X'X)$قبل اخذ المعكوس لها وبالتالي يؤدي ذلك الى تقليل درجة الترابط بين المتغيرات التوضيحية وتقليل التضخم في تباينات المعاملاتوتكون مقدرات النموذج باستخدام انحدار الحرف كما يلي

$$\hat{\beta}_{RR} = (X'X + KI_P)^{-1}(X'X)\hat{\beta}_{OLS} \quad ...(3)$$

K : تمثل قيمة ثابت الحرف وهي معلمة غير عشوائية ، وعندما K=0 فأن مقدرات Ridge هي نفسها مقدرات OLS ، وان $0 < K \leq 1$

وتمتاز المقدرات المستخرجة بأسلوب الحرف بكونها متحيزة (Biased) ،ومن ثم فان المقدرات بحسب طريقة انحدار الحرف هي امالة لمقدرات المربعات الصغرى لكي تكون قريبة للقيمة الحقيقية لمعاملات الانحدار. ومن اجل الوصول الى تلك الامالة في المقدرات، يجباعتماد قيمة موجبة تكون فيها المقدرات مستقرة نسبة للتغيرات البسيطة في البيانات لكون قيمة ثابت الحرف يقع بين الصفر والواحد الصحيح(Firiguetti& Rubio , 2000).ويمكن تحديد قيمة (K) بعدة طرائق منها الطريقة البيانية التي اقترحها كل من (HOERL& KANNARD)اسمياه أثر الحرف (Ridge Trace) وهو عبارة عن التمثيل الآني لمقدرات انحدارالحرف المناظرة إلى قيمة (K) ويحدد مدى قيم (K) اعتيادياً ضمن الفترة (0 , 1)(Horel&Kennard , 1970a) .

4. طريقة المربعات الصغرى المقيدة Restricted Least Square Method

تُستخدم طريقة المُربعات الصُغرى المُقيدة (RLS) لتقدير معلمات الانحدار عند وجود قيود مفروضة على الانموذج كما يمكن استخدامها في حالة وجود التعدد الخطي بين المُتغيرات التوضيحية، وتتلخص هذهالطريقة بوجود مجموعة من القيود بهيئة متطابقات (Equality Restrictions)على معلمات الانحدار، ويكون عدد القيود أقل من عدد معلمات الانموذج فإذا كان عدد المعلمات المطلوب تقديرُها يُساوي(p) ، فإن عدد القيود التي يتمُ وضعُها هو (L) بحيث أن $L < P$ ، وتأخُذ القيود المُتطابقة الصيغة الآتية:

$$\underline{r} = R\underline{\beta} \quad ...(4)$$

إذ أن:

$\underline{r}$: مُتجه معلوم وذو سعة(L*1).

R: مصفوفة القيود المفروضة على معلمات النموذج وذات سعة $(L*P)$ (Davidov , 2006).

ان هذه الطريقة تعتمد على المعلومات المأخوذة من خارج العينة المدروسة ، سواءً فيما يتعلق بقيمة المعلمة للمتغيرات التوضيحية أو إشاراتها ، وتوظف تلك المعلومات والتي تكون على شكل قيود ، الى جانب مشاهدات المتغيرات التوضيحية والمتغير التابع ، فنحصل على مقدرات غير متحيزة ، تعتمد على تقدير اولي من المشاهدات الأصلية لطريقة (OLS) ومن ثم على تقدير مقيد عن طريق القيود وقيمها.

وبتوظيف القيود من المعادلة (1) وبالاعتماد على مقدرات المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS) نجد ان مقدرات ($\hat{\beta}_{RLS}$) وطبقاً للقيود اعلاه تكون كالآتي (Akdeniz&Kaciranlar , 2001):

$$\therefore \hat{\beta}_{RLS} = \hat{\beta}_{OLS} + (X'X)^{-1}R'\left[R(X'X)^{-1}R'\right]^{-1}(r - R\hat{\beta}_{OLS}) \ldots(5)$$

5. الطريقة المقترحة: Proposed Method

تهدف الطريقة المقترحة الى معالجة مشكلتين هامتين تصادفنا عند تحليل البيانات وقبلها وهما مشكلة تعدد العلاقة الخطية ووجود قيود على البيانات على التوالي ، مما يتطلب الامر معالجة خاصة ويتم ذلك من خلال دمج خواص طريقة انحدار الحرف في معالجة مشكلة تعدد العلاقة الخطية وخواص طريقة المربعات الصغرى المقيدة في معالجة وجود قيود على البيانات.

وسوف نقوم باشتقاق صيغة رياضية لذلك وكالاتي:

على فرض ان لدينا الانموذج الخطي العام في المعادلة (1).

فعندما يكون عدد معلماته(P) اكبر من عدد القيود المتطابقة الخطية المعتمدة (L) اذ يمكن صياغة هذه القيود كالاتي :

$$R\beta = r \quad \ldots(6)$$

حيث ان

R : تمثل مصفوفة القيود المتطابقة المفروضة على معلمات الانموذج بابعاد(L*P) .

β: يمثل متجه المعلماتبأبعاد(P*1)

r: يمثل متجه معلوم لقيم القيود المتطابقة بأبعاد(L*1)

وبمساواة كل من الانموذج والقيود بالصفر نحصل على :

$Y-X\beta=0$

$R\beta-r=0$

وبتطبيق معادلة لاكرانج عن طريق توظيف القيود مع بيانات الانموذج بحسب طريقة (OLS) ، لاجل جعل مجموع مربعات الاخطاء (U) اقل ما يمكن نحصل على(كاظم ومسلم ، 2002):

$$U'U = (Y - X\beta)'(Y - X\beta) - 2\lambda'(R\beta - r)$$

$$U'U = Y'Y - 2\beta' X' Y + \beta' X' X\beta - 2\lambda'(R\beta - r)$$

إذ ان λ يمثل متجه مضاعف لاكرانج ذو بعد (L*1).

L : عدد القيود المتطابقة الخطية المعتمدة

وبأخذ المشتقة الجزئية الأولى لكل من(λ , β) ومساواة المشتقة بالصفر ينتج :

$$\frac{\partial U`U}{\partial \beta`} = -2X'Y + 2X'X\beta' - 2\lambda R = 0$$

$$\frac{\partial U`U}{\partial \lambda} = -2(R\beta' - r) = 0$$

$$\therefore X'X\beta' = X'Y + R'\lambda \ldots(7)$$

$$R\beta' = r \ldots(8)$$

من الصيغة (7) نحصل على $(\beta^{'})$ والذي يمثل التقدير بطريقة المربعات الصغرى المقيدة والمرتبطة بقيود الصيغة (6) وكالاتي:

$$\beta_{RLS}^{'} = (X^{'}X)^{-1}X^{'}Y + (X^{'}X)^{-1}R^{'}\lambda \quad ...(9)$$

$$\beta_{RLS}^{'} = \hat{\beta}_{OLS} + (X^{'}X)^{-1}R^{'}\lambda \quad ...(10)$$

من العلاقة بين $\hat{\beta}_{OLS}$, $\hat{\beta}_{RR}$ نجد ان(السيفو و مشعل ،2003) :

$$\hat{\beta}_{RR} = (X'X + KI_P)^{-1}(X'X)\hat{\beta}_{OLS} \quad ...(11)$$

بضرب المعادلة (11) ضرباً مسبقاً بـ $(X`X)^{-1}(X'X + KI_P)$ ، نحصل على

$$(X^{'}X)^{-1}(X'X + KI_P)\hat{\beta}_{RR} = \hat{\beta}_{OLS} \quad ...(12)$$

$$\therefore \hat{\beta}_{OLS} = (X^{'}X)^{-1}(X'X + KI_P)\hat{B}_{RR} \quad ...(13)$$

بتعويض المعادلة (13) في (10) نحصل على

$$\hat{\beta}_{RLS} = (X^{'}X)^{-1}(X'X + KI_P)\hat{\beta}_{RR} + (X^{'}X)^{-1}R^{'}\lambda \quad ...(14)$$

ضرب المعادلة (14) ضرباَ مسبقاً بـ R

$$R\hat{\beta}_{RLS} = R(X^{'}X)^{-1}(X'X + KI_P)\hat{\beta}_{RR} + R(X^{'}X)^{-1}R^{'}\lambda \quad ...(15)$$

بتعويضالمعادلة (8) في (15) نحصل على

$$r = R(X^{'}X)^{-1}(X'X + KI_P)\hat{\beta}_{RR} + R(X`X)^{-1}R^{'}\lambda \quad ...(16)$$

$$r - R(X^{'}X)^{-1}(X'X + KI_P)\hat{\beta}_{RR} = R(X^{'}X)^{-1}R^{'}\lambda \quad ...(17)$$

بضرب المعادلة (17) ضرباً مسبقاً بـ$[R(X^{'}X)^{-1}R]^{-1}$ ، فان :

$$\lambda = [R(X^{'}X)^{-1}R]^{-1}\,[r - R(X^{'}X)^{-1}(X^{'}X + KI_P)\hat{\beta}_{RR}] \quad ...(18)$$

بتعويض المعادلة (18) في (14) نحصل على :

$$\hat{\beta}_{RRR} = (X'X)^{-1}(X'X + KI_P)\hat{\beta}_{RR} + (X'X)^{-1}R'[R(X'X)^{-1}R']^{-1}$$
$$[r - R(X'X)^{-1}(X'X + KI_P)\hat{\beta}_{RR}] \quad \ldots(19)$$

6. الجانب التجريبي

1- مرحلـــة المحاكـــاة:

تم استخدام اسلوب المحاكاة (Monte Carlo simulation) في توليد مشاهدات المتغيرات التوضيحية وفق عدة حالات وبأحجام عينات (n= 30 , n= 50 , n= 100) وتحت حالات ارتباط مختلفة يتم افتراضها على مجاميع المتغيرات التوضيحية المولدة وباستخدام برنامج (Minitab V-16).

وسنذكر بشيء من التفصيل الحالة الاولى وبالإمكان تباعاً اتباع نفس الخطوات للحالات الاخرى

الحالة الاولى :

تم توليد (180) رقماً بواقع (30) و (6) اعمدة واعتبار العمود السادس هو عمود الاخطاء.

Z_{ij} , $i = 1, 2, \ldots, 30$

$j = 1, 2, \ldots, 6$ ...(20)

وهذه القيم المولدة سيتم استخدامها في ايجاد قيم المتغيرات التوضيحية ضمن حالات ارتباط معينة محدد مسبقاً ، وحسب العلاقة الاتية :

$$X_{ij} = \sqrt{(1-\alpha^2)}Z_{ij} + \alpha Z_{i6} \quad j = 1, 2, 5$$

...(21)

$$X_{ij} = \sqrt{(1-\alpha^{*2})}Z_{ij} + \alpha^* Z_{i6} \quad j = 3, 4$$

z_{i6}: يمثل الخطأ القياسي

α^2: درجة الارتباط المقترحة بين المتغيراتX_2 , X_1(X_5 ,)

α^{*2}: درجة الارتباط المقترحة بين المتغيرينX_4 , X_3()

وبعد ايجاد قيم (X_{ij}) يتم في الخطوة التي تليها ايجاد قيم (y_i) عن طريق العلاقة

$$y_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{i1} + \hat{\beta}_2 X_{i2} + \hat{\beta}_3 X_{i3} + \hat{\beta}_4 X_{i4} + \hat{\beta}_5 X_{i5} + U_i$$

إذ ان :

قيمة $\hat{\beta}_0$ سيتم اعتبارها صفر .

وان($\hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_2$, $\hat{\beta}_3$, $\hat{\beta}_4$, $\hat{\beta}_5$): يتم تحديدها من خلال تعويض قيمها بقيم الجذور المميزة لمصفوفة ($X`X$) المولدة مسبقاً.

ثم يتم تحويل المتغيرات التوضيحية وقيمة المتغير المعتمد الى شكلها القياسي باستخدام صيغة الثابت بطول واحد كالاتي:

$$W_i^* = \frac{W_i - \bar{W}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(W_i - \bar{W})^2}} \quad ...(22)$$

إذ أن :

W_i: هو اي متغير عشوائي ، وان W_i^* يمثل الشكل القياسي لذلك المتغير

(Ghrishtopher , 1997) (,1978Dean &Gilbest).

2- مرحلة التقدير

في هذا البحث تم افتراض وجود القيدين المتطابقين الآتيين :

أ- إن المجموع النهائي لكل المعلمات المقدرة مساوياً للواحد الصحيح أي أن :

$$\sum_{j=1}^{p} \beta_j = 1$$

ب- إن الميل الحدي الاول مساوٍ للميل الحدي الثاني أي أن :

$$\beta_1 = \beta_2$$

ان توظيف مثل هذه القيود السابقة يستوجب تطبيق أسلوب المربعات الصغرى المقيدة والذي يتطلب اعادة صياغة القيود اعلاه باستخدام المصفوفات والمتجهات وكالاتي :

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1\ldots & 1 \\ 1 & -1 & 0\ldots & 0 \end{bmatrix} \quad , \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_P \end{bmatrix} \quad , \quad r = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

في المرحلة الثانية تقدير المعلمات باستخدام الطرائق الاربعة (المربعات الصغرى ، انحدار الحرف ، المربعات الصغرى المقيدة ، الطريقة المقترحة) طبقاً للمعادلات (2) ،(3) ، (5) ، (19) على التوالي ولكل حالة ارتباط ولكل حجم عينة ، وتم الحصول على النتائج كما في الجداول (1) و (2) وحسب الحالتين :

الحالة الاولى :

دراسة ارتباط المتغيرات التوضيحية الثلاثة بقيمة ارتباط ((X_3 (α= 0.1) ، ( ) 0.9 = (αX_1 , X_2) وحجم عينة (n= 100 , n= 50 , n= 30) وبقيم مختلفة لمعلمة الحرف (k) وكانت النتائج كالاتي :

جدول (1)

Cor. / MSE[$\hat{B}$]	N	(α= 0.9 (X_1 , X_2)) (α= 0.1 (X_3)) (k=0.05)
MSE[$\hat{B}_{OLS}$]	30	**0.06**
MSE[$\hat{B}_{RLS}$]		**0.02**
MSE[$\hat{B}_{RR}$]		**0.03**
MSE[$\hat{B}_{RRR}$]		**0.01**
		(k=0.06)
MSE[$\hat{B}_{OLS}$]	50	**0.0006**
MSE[$\hat{B}_{RLS}$]		**0.0005**

$MSE[\hat{B}_{RR}]$		**0.0004**
$MSE[\hat{B}_{RRR}]$		**0.0004**
		(k=0.03)
$MSE[\hat{B}_{OLS}]$	100	**0.00006**
$MSE[\hat{B}_{RLS}]$		**0.000065**
$MSE[\hat{B}_{RR}]$		**0.00004**
$MSE[\hat{B}_{RRR}]$		**0.00001**

الحالة الثانية:

دراسة ارتباط المتغيرات التوضيحية الخمسة بحجم عينة (n= 30 , n= 50 , n= 100) ولحالات الارتباط الثلاثة وبقيم مختلفة لمعلمة الحرف (k) وكانت النتائج كالاتي :

جدول (2)

Cor. / $MSE[\hat{B}]$	n	(**α**= 0.9 (X1 , X2, X5)) (**α**= 0.1 (X3, X4)) (k=0.04)	**(α**= 0.1 (X_1 , X_2, X_5**))** **(α**= 0.9 (X_3, X_4 **))** **(** k=0.06**)**	**(α**= 0.9 (X_1 , X_2, X_5**))** **(α**= 0.9 (X_3, X_4 **))** **(** k=0.05**)**
$MSE[\hat{B}_{OLS}]$	30	**0.009**	**0.008**	**0.008**
$MSE[\hat{B}_{RLS}]$		**0.007**	**0.008**	**0.006**
$MSE[\hat{B}_{RR}]$		**0.006**	**0.007**	**0.005**
$MSE[\hat{B}_{RRR}]$		**0.004**	**0.004**	**0.002**
		(k=0.005)	(k=0.04)	(k=0.03)
$MSE[\hat{B}_{OLS}]$	50	**0.0009**	**0.0016**	**0.0003**
$MSE[\hat{B}_{RLS}]$		**0.0008**	**0.002**	**0.0003**
$MSE[\hat{B}_{RR}]$		**0.0007**	**0.003**	**0.0002**
$MSE[\hat{B}_{RRR}]$		**0.0003**	**0.00098**	**0.0001**

(k=0.006)			(k=0.004)	(k=0.05)
MSE[$\hat{B}_{OLS}$]	100	**0.000031**	**0.00009**	**0.0001**
MSE[$\hat{B}_{RLS}$]		**0.00027**	**0.00005**	**0.0006**
MSE[$\hat{B}_{RR}$]		**0.000031**	**0.000079**	**0.00004**
MSE[$\hat{B}_{RRR}$]		**0.000020**	**0.000033**	**0.00003**

الاستنتاجات :

1. من ملاحظة جدول (1) و (2) نجد ان الطريقة المقترحة قد اعطت نتائج اكثر دقة من باقي الطرائق الاخرى.
2. حساسية الطريقة المقترحة بالنسبة لأحجام العينات وعدد المتغيرات المرتبطة قياساً بباقي الطرائق الاخرى.
3. تذبذب نتائج معيار متوسط مربعات الخطأ بالنسبة لكل من طريقتي المربعات الصغرى المقيدة وانحدار الحرف الاعتيادية باختلاف احجام العينات وعدد المتغيرات المرتبطة.

المصادر :

1. السيفو ، وليد اسماعيل و مشعل ،احمد محمد ، (2003)، **"الاقتصاد القياسي التحليلي بين النظرية والتطبيق "** ، ط1 ، مجدلاوي للنشر والتوزيع ، عمان – الاردن .
2. كاظم ، اموري هادي و مسلم ، باسم شليبة ، (2002) ، **"القياس الاقتصادي المتقدم النظرية والتطبيق "** ، مكتبة دنيا الامل ، بغداد .
3. 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.
4. Davidov,O.,(2006):"**Constrained Estimation and the Theorem of KUHN-TUCKER**",Hindawi Publishing Corporation,Journal of Applied Mathematics and Decision Sciences ,Article ID 92970,PP.(1-13).
5. Dean,W.Wichern and Gilbest,A. Churchill.,(1978**)"A Comparison of Ridge Estimators"**. Technomtetrics,Vol . 20, No.3, PP. 301-311.
6. Firiguetti,L. and Rubio,H. (2000**)"A note on the moments of stochastic Shrinkage parameters in Ridge regression"**. Communications in Statistics- Simulations and Computation, 29, PP. 955-970.
7. Ghrishtopher, Z .M., (1997)**"Monte Carlo Simulation"**, SAGE Publications, Delhi.

8. Gunst, R. F. and Webster, J. T., (1975) **“Regression Analysis and problems of Multicollinerity“**Communication in statistics, Vol. 4, No.3. PP.277-292.

9. Horel, A.E & Kennard, R.W., (1970a):"**Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problem** "; Technometrics, No.1.12.O P.Cit.P.58.OP.Cit.PP.69-80.

10. Liu,Ke JAN , (1993) “ **A new class of biased estimated in linear regression** ” Communication in statistics , Ser. A , Vol . 22, pp. 393-402.

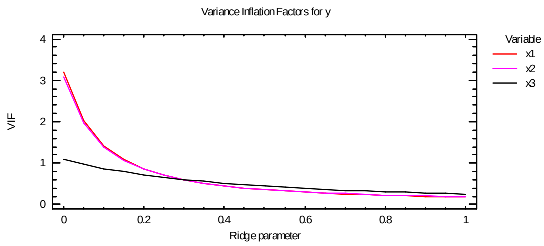
ملحق (1)

الاشكال الاتية توضح الطريقة البيانية [أثر الحرف (Ridge Trace)] لاختيار معلمة الحرف (K) لجميع العينات ولكافة حالات الارتباط كما يلي :

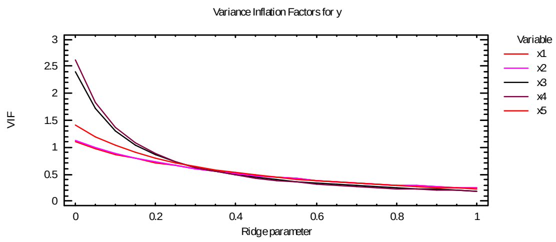
1. عندما (n=30)

- الحالة الاولى حالة ارتباط (($\alpha= 0.1$ (X_3))($\alpha= 0.9$ (X_1 , X_2)) بقيمة (k=0.05).

شكل(1)

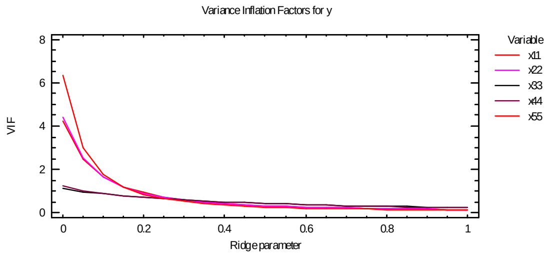


- الحالة الثانية حالة ارتباط (($\alpha= 0.1$ (X_3 , X_4))($\alpha= 0.9$ (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة (k=0.04).



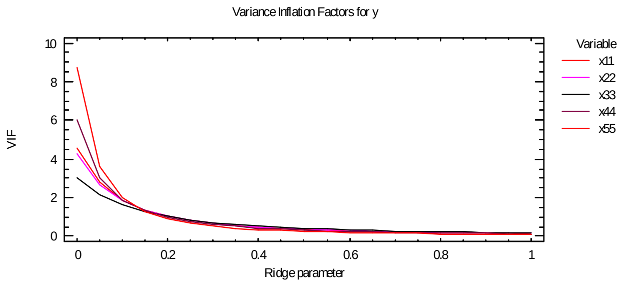
شكل(2)

- الحالة الثالثة حالة ارتباط (($\alpha= 0.9$ (X_3 , X_4))($\alpha= 0.1$ (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة (k=0.06).



شكل(3)

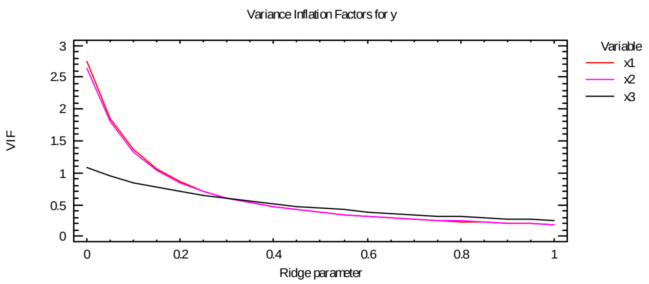
- الحالة الرابعة حالة ارتباط (($\alpha= 0.9$ (X_3 , X_4))($\alpha= 0.9$ (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة ($k=0.05$).



شكل(4)

2. عندما (n=50)

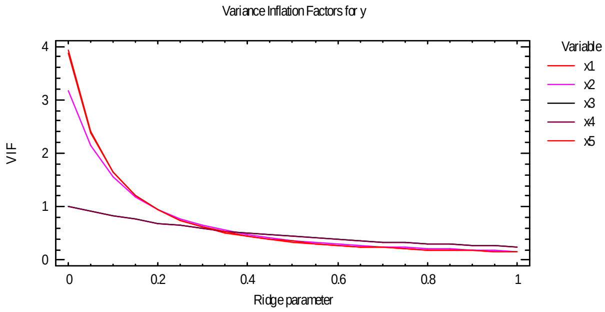
- الحالة الاولى حالة ارتباط (($\alpha= 0.1$ (X_3))($\alpha= 0.9$ (X_1 , X_2))بقيمة ($k=0.06$).



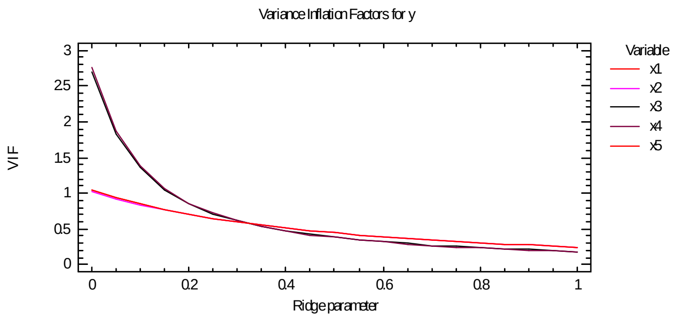
شكل(5)

- الحالة الثانية حالة ارتباط (($\alpha= 0.1$ (X_3 , X_4))($\alpha= 0.9$ (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة ($k=0.005$).

شكل(6)

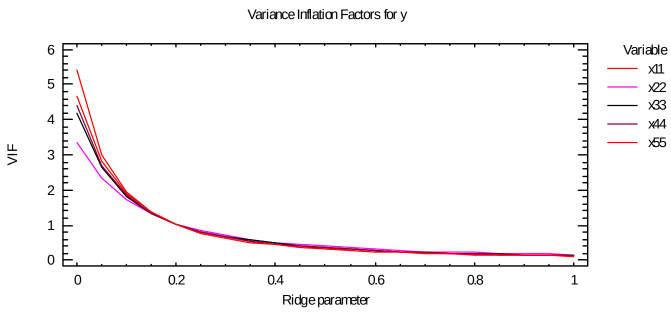


- الحالة الثالثة حالة ارتباط ((α= 0.9 (X_3 , X_4))(α= 0.1 (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة (k=0.04).



شكل(7)

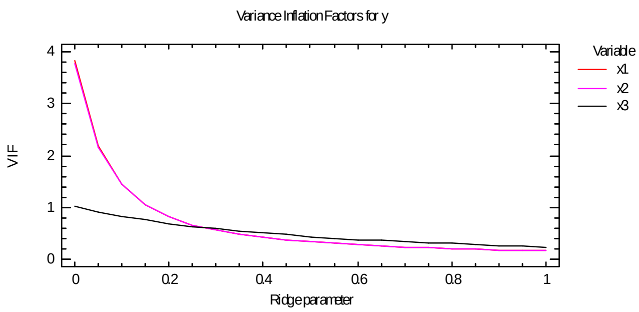
- الحالة الرابعة حالة ارتباط ((α= 0.9 (X_3 , X_4))(α= 0.9 (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة (k=0.03).



شكل(8)

3. عندما (n=100)

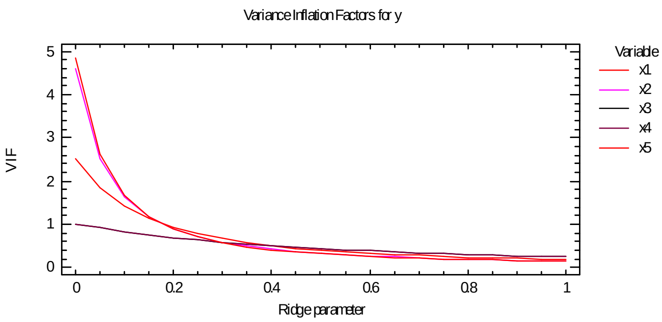
- الحالة الاولى حالة ارتباط ((α= 0.1 (X_3))(α= 0.9 (X_1 , X_2)) بقيمة (k=0.03).



شكل(9)

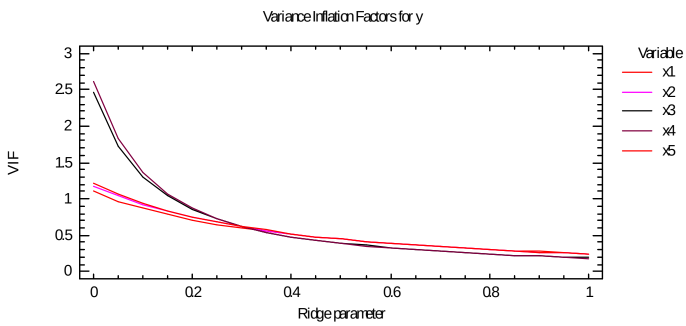
- الحالة الثانية حالة ارتباط (($\alpha= 0.1$ (X_3 , X_4))($\alpha= 0.9$ (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة (k=0.006).

شكل(10)



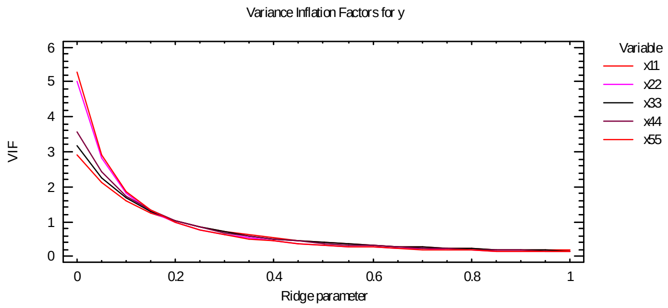
- الحالة الثالثة حالة ارتباط (($\alpha= 0.9$ (X_3 , X_4))($\alpha= 0.1$ (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة (k=0.004).

شكل(11)



- الحالة الرابعة حالة ارتباط (($\alpha= 0.9$ (X_3 , X_4))($\alpha= 0.9$ (X_1 , X_2 , X_5)) بقيمة (k=0.05).

شكل(12)


Variance Inflation Factors for y
VIF
Ridge parameter
Variable
x11
x22
x33
x44
x55
0
1
2
3
4
5
6
0
0.2
0.4
0.6
0.8
1