DOI: https://doi.org/10.31272/jae.i143.1225
Available online at: https://admics.uomustansiriyah.edu.iq/index.php/admeco

مجلة الادارة والاقتصاد
Journal of Administration & Economics

Mustansiriyah University
College of Administration & Economics

P-ISSN: 1813 - 6729
E-ISSN: 2707-1359

مقارنة بين طريقتي انحدار الشريحة الجزائية والمقدر الخطي الموضعي لتقدير انموذج انحدار ديربن المكاني الشبه معلمي

أنوار صباح اغميس
قسم الاحصاء، كلية الادراة والاقتصاد، الجامعة المستنصرية ، بغداد، العراق .
Email: anwarsabah789@uomustansiriyah.edu.iq , ORCID:/

احمد عبد علي عكار
قسم الاحصاء، كلية الادراة والاقتصاد، الجامعة المستنصرية ، بغداد، العراق .
Email: drahmedabd@uomustansiriyah.edu.iq , ORCID ID:/ https://orcid.org/0000-0003-0221-3379

المستخلص

تناول هذا البحث مقارنة بين طريقتي انحدار الشريحة الجزائية (PS) وطريقة المقدر الخطي الموضعي (LLE) لتقدير انموذج انحدار ديربن المكاني شبه المعلمي (SDM) وباستعمال مصفوفة التجاورات المكانية المعدلة في ظل معيار تجاور Rook لمعرفة ايهما الأفضل حيث أوضحت نتائج المحاكاة باستعمال برنامج ماتلاب الاحصائي ومن خلال معيار المقارنة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ ان طريقة انحدار الشريحة الجزائية (PS)هي الأفضل في مختلف حجوم العينات الثلاث المستعملة حيث تم استعمال ثلاث حجوم للعينات (45،75، 150) وكذلك استعمال ثلاث قيم للاعتماد المكاني وهي(0.25، 0.5، 0.9) وثلاث قيم للتباين (0.2، 0.5، 0.8) وتم تكرار التجربة (1000) مرة بهدف حصول على نتائج اكثر دقة, كما أن افضل النتائج من حلال معيار المقارنة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ كان عند حجم العينة (75) وكذلك أظهرت النتائج انه كلما ازداد حجم العينة كلما قلت قيمة معيار المقارنة (RMSE) في حين أظهرت النتائج من خلال معيار المقارنة ان قيم طريقة المقدر الخطي الموضعي LLE عالية أي انها اقل كفاءة من طريقة انحدار الشريحة الجزائية PS.

معلومات البحث

تواريخ البحث:

تاريخ تقديم البحث: 27 / 8 / 2023
تاريخ قبول البحث: 9 / 10 / 2023
عدد صفحات البحث : 145 – 153

الكلمات المفتاحية:
انموذج ديربن SDM ، انحدار الشريحة الجزائية ، المقدر الخطي الموضعي ، الإمكان الأعظم MLE ، الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ(RMSE).

المراسلة:
أسم الباحث: أنوار صباح اغميس
Email: anwarsabah789@uomustansiriyah.edu.iq

1. المقدمة

عند دراسة الظواهر وتحديد العوامل المؤثرة فيها نلاحظ اهمال التأثير المكاني وهذا يؤدي الى تنبؤات قد تكون غير دقيقة ومن هنا ظهرت أهمية نماذج الانحدار المكاني فبعد ان كان علم الإحصاء يقتصر على تحليل البيانات زمانياً وجد الباحثون في منتصف السبعينيات ان من المهم دراسة تأثير المكان على بيانات الظاهرة قيد الدراسة، ان النماذج المكانية شبه المعلمية تمتلك جميع الصفات الإيجابية ومن اهم هذه الصفات هي المرونة العالية في التطبيق لذا تم استعمال انموذج انحدار ديربن المكاني شبه المعلمي في هذا البحث وتم استعمال طريقتين لتقدير الانموذج وهما طريقة انحدار الشريحة الجزائية (PS) وطريقة المقدر الخطي الموضعي (LLE) وتم المقارنة بينهما لمعرفة الطريقة الأفضل.

2. هدف البحث

يهدف البحث الى المقارنة بين طريقتي تقدير من الطرائق اللامعلمية المستعملة لتقدير دالتي التمهيد الخاصة بانموذج انحدار ديربن المكاني شبه المعلمي وهما طريقة المقدر الخطي الموضعي LLE وطريقة انحدار الشريحة الجزائية PS ومعرفة الطريقة الأمثل للتقدير باستعمال مصفوفة التجاورات المكانية المعدلة ضمن معيار تجاور Rook .

3. انموذج انحدار ديربن المكاني شبه المعلمي Durbin Semi-Parametric Spatial Regression Model

يعتبر احد النماذج المهمة حيث ان التأخر المكاني يشمل المتغير المعتمد والمتغير المستقل أيضا وان الصيغة الرياضية له تكون كالتالي[6]:

$$\underline{Y} = \theta W\underline{Y} + m(X) + m(X^*) + \underline{e}$$
$$\underline{\varepsilon} \sim N(0, \sigma^2 I_n) \quad (1)$$

أذ ان :

$\underline{Y}$: متجه المتغير المعتمد ذي البعد nx1، θ: معلمة الاعتماد المكاني، W: مصفوفة التجاورات المكانية (الاوزان)، X: مصفوفة المتغيرات التوضيحية ذات البعد nxk، X^* : مصفوفة المتغيرات التويضحية المتخلفة مكانيا وهي تمثل WX، m(X) : دالة التمهيد بدون مصفوفة التجاورات، $m(X^*)$: دالة التمهيد بوجود مصفوفة التجاورات، $W\underline{Y}$: متجه المتغير المعتمد المتخلف مكانيا، $\underline{e}$: يمثل متجه الاخطاء غير المشاهدة اي ان $\underline{\varepsilon} \sim N(0, \sigma^2 I_n)$
وسيتم الاعتماد على معيار تجاور Rook لبناء مصفوفة التجاورات المكانية.

4. طرائق التقدير Estimation Methods

1.4. طريقة الإمكان الأعظم لتقدير معلمة الانموذج (θ):- *Maximum Likelihood Estimation Method For Estimating The Parameter Of (SDM)*

يتم في الغالب اجراء تقدير نماذج الانحدار المكاني بواسطة تقدير الامكان الاعظم (MLE) ، حيث يتم رفع احتمال التوزيع المشترك لاعظم قيمة و لكافة المشاهدات فيما يتعلق بعدد المعلمات ذات الصلة، حيث ان طريقة (MLE) تشمل على العديد من الخصائص النظرية المقاربة مثل الاتساق، الكفاءة، الحالة الطبيعية المقاربة، وايضا تعد هذه الطريقة من اهم طرائق التقدير وذلك لانها تحقق افضل تقدير للمعلمة من بين عدة تقديرات محتملة اذ تختلف مشاكل التقدير المرتبطة بنماذج الانحدار المكاني بالنسبة للتأخر المكاني وحالات الخطأ المكاني.
يتم تقدير معلمة الانحدار المكاني (θ) في الانموذج حسب الصيغة (1) وعلى النحو الاتي:

$$e = Y(I - \theta W) - m(X) - m(X^*) \quad (2)$$

ومن خلال تعظيم دالة الإمكان [7]

$$L(Y/\theta) = (2\pi\sigma^2)^{\frac{-n}{2}} |I - \theta W| \, exp\{-1/2\, \sigma^2[(Y(I-\theta W) - m(X) - m(X^*))^T (Y(I-\theta W) - m(X) - m(X^*))] \quad (3)$$

$$\sigma^2 = \frac{e^T e}{n}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n}[(Y(I-\theta W) - m(X) - m(X^*))^T (Y(I-\theta W) - m(X) - m(X^*))] \quad (4)$$

نأخذ اللوغاريتم الطبيعي للطرفين فتصبح الصيغة كالاتي :

$$\ln L\left(\frac{Y}{\theta}\right) = -\frac{n}{2}\ln[2\pi] - \frac{n}{2}\ln\left[\frac{1}{n}Y^T A^T M A Y\right] - \frac{n}{2}\ln[|A|] \quad (5)$$

حيث ان [3]

A=(I –θW)

$$M = I - X(X^T X)^{-1} X^T - X^*\left(X^{*T} X^*\right)^{-1} X^{*T}$$

$$\ln L\left(\frac{Y}{\theta}\right) = C - \frac{n}{2}\ln[e_0^T e_0 - 2\theta e_0^T e_l + \theta^2 e_l^T e_l] - \frac{n}{2}\ln|I - \theta W| \, m \quad (6)$$

أذ ان(C) هو الحد الثابت
ان تعظيم دالة الإمكان اللوغارتمية (6) هو مكافئ الى ادنى حدود وكالاتي :

$$\min_{\{\theta\}}\left\{\frac{Y^T A^T M A Y}{|A|^{2/n}}\right\} \quad (7)$$

وهذا يكافئ الصيغة ادناه التي من خلالها يمكن ان نجد (θ) :

$$\min_{\{\theta\}}\left\{\frac{e_0^T e_0 - 2\theta e_0^T e_l + \theta^2 e_l^T e_l}{\sum \ln(1 - \theta w_i)}\right\} \quad (8)$$

أذ ان :

e_0 : يمثل موجه بواقي انموذج الانحدار (Y/X) ، e_l : يمثل موجه بواقي انموذج الانحدار (WY/X)، w_i : تمثل قيم Eigen Values لمصفوفة الاوزان W.

$$e_0 = Y - \widehat{\mathrm{m}}(\mathrm{X}) - \widehat{\mathrm{m}}(\mathrm{X}^*) \quad (9)$$

$$e_l = WY - \widehat{\mathrm{m}}(\mathrm{X}) - \widehat{\mathrm{m}}(\mathrm{X}^*) \quad (10)$$

وباستعمال الطريقة التكرارية للصيغة (8) نحصل على قيمة (θ) .

2.4. طريقة انحدار الشريحة الجزائية لتقدير دالتي التمهيد(Penalized Splinpe Model)

لو تم فرض انموذج يمثل العلاقة الخطية البسيطة بين المتغيرين (X,Y) والذي يمكن صياغته كالآتي:

$$\mathrm{Y_i} = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i \quad (11)$$

أذ ان:

Y: تمثل المتغير المعتمد برتبة (n*1)، β_0 , β_1: تمثل معلمتي الانموذج، X_i: تمثل المتغير التفسيري ذو الرتبة (n*2)

نلاحظ من هذا ان الانموذج (11) يتكون من دوال الأساس والتي تتكون من دالتين فقط (x,1) والتي تمثل العمودين الأول والثاني على التوالي من مصفوفة دوال الأساس .

$$\mathrm{X}=\begin{pmatrix} 1 & \cdots & x_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & x_n \end{pmatrix}$$

واذا تم فرض الأنموذج :

$$\mathrm{Y_i} = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + u_i \quad (12)$$

فان دوال الأساس للانموذج (12) تكون ($1,x,x^2$) وهي تمثل الاعمدة (الأول والثاني والثالث) على التوالي بمصفوفة X (مصفوفة دوال الأساس) والتي يمكن كتابتها على النحو الاتي:

$$\begin{pmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 \end{pmatrix}$$

اما اذا افترضنا احتواء منحنى انموذج الانحدار على اكثر من ميل ولكي نوظف انموذج لهذا المنحنى نقوم بإضافة دالة الأساس $(x-\tau)_+$ وبهذه الحالة يصبح الانموذج بالشكل :

$$you\beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 (13X - \tau)_+) + u_i \quad (13)$$

ولهذا الانموذج تصبح دوال الأساس هي $(1,X, (X-\tau)_+)$ والذي يمثل الاعمدة (الأول والثاني والثالث) على التوالي،وعليه تصبح مصفوفة X (مصفوفة دوال الأساس) بالشكل الآتي [4]:

$$\mathrm{X}=\begin{pmatrix} 1 & x_1 & (x_1-\tau)_+ \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & (x_n-\tau)_+ \end{pmatrix}$$

نلاحظ مما سبق انه كلما ازداد الانموذج تعقيداَ كلما تمت معالجته وذلك من خلال إضافة دوال أساس اخرى أي بمعنى آخر تتم إضافة أعمدة جديدة الى المصفوفة X من قيم $(X-\tau)_+$.

وبصورة عامة تكون دوال الأساس هي :

$$(1, X_i , (X_i-\tau)_+ \ \ldots (X_i-\tau_k)_+) \quad (14)$$

ما الصيغة العامة لمصفوفة X تكون كالآتي:

$$\mathrm{X}=\begin{pmatrix} 1 & x_1 & (x_1-\tau_1)_+\cdots & (x_1-\tau_k)_+ \\ \vdots & \vdots & \vdots \quad \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & (x_n-\tau_1)_+\cdots & (x_n-\tau_k)_+ \end{pmatrix}$$

أذ ان :

$(X_n-\tau_k)_+$:هي دالة الشريحة

ان الدوال في المعادلة (14) هي دوال القطع عند العقد $(\tau_1, \tau_2, \cdots\cdots\cdots \tau_k)$ وعليه يسمى هذا الانموذج بانموذج انحدار الشريحة لدالة التمهيد m(x) التالية [5] :

$$\mathrm{m(x)} = \beta_0 + \beta_1 X_i + \sum_{l=1}^{k} \beta_{1l}(X_i - \tau_l) \quad (15)$$

أذ ان :

β_{1l}: هي معلمة الشريحة الأساسية، τ_l : يمثل عدد العقد حيث ان k ... ... $l = 1,2,$ ، وان τ_l تقع ضمن الفترة (a , b)

أي ان:

$$a = \tau_1 < \tau_2 < \tau_3 < \tau_4 < \cdots\cdots < \tau_k = b$$

وعليه فان دوال الأساس من الدرجة (p) في ظل دوال القطع من الدرجة (p) تكون كالتالي :

$$(1\ X_i, X_i^2, \cdots\cdots\cdots, X_i^p (X_i - \tau_1)_+^p, \cdots\cdots\cdots (X_i - \tau_l)_+^p\ ) \tag{16}$$

بينما دالة التمهيد من الدرجة (P) تكون بالصيغة :

$$m(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_1^2 + \beta_3 X_1^3 + \cdots\cdots\cdots + \beta_p X_1^p + \sum_{l=1}^{k} \beta_{pl} (X_i - \tau_l)^p \tag{17}$$

هذا الانموذج يعتمد على عدد العقد ودوال الشريحة الأساس وبهذه الطريقة يتم تقسيم النقاط الى (τ)من العقد وبأبعاد متساوية ضمن الفترة (a , b) حيث ان العقد تأخذ جميع قيم المتغير التفسيري (x) ويمكن التعبير عنها بالصيغة التالية :

$$\tau_l = a + \frac{(a+b)l}{(\tau+1)} \qquad , l=1,2,3,\ldots k \tag{18}$$

ويمكننا كتابة الانموذج (15) بصيغة المصفوفات كالاتي:

$$\hat{Y} = m(x) = x\hat{\beta} \tag{19}$$

ومن خلال تقليل المربعات الصغرى الموزونة نحصل على β المقدر :

$$||Y - X\beta||^2 \tag{20}$$

وعند استخدام شرط الجزاء على التمهيد يصبح معيار المربعات الصغرى كالتالي:

$$\text{Mini}\ ||Y - X\beta||^2 \tag{21}$$

حيث ان الصيغة (21) تخضع لشرط الجزاء $\{\ \beta` D\ \beta\ \le C\ \}$

أذ ان :

D: هي مصفوفة قطرية متماثلة مصفوفة حد الجزاء المتكونة من رقمين فقط وهما (0,1) وبابعاد (p+k+1)(p+k+1)

ويمكن التعبير عنها بصيغة المصفوفات كالتالي:

$$D=\begin{pmatrix} 0_{(p+1)(p+1)} & 0_{(p+1)(k)} \\ 0_{(k)(p+1)} & I_{(k)(k)} \end{pmatrix}$$

ومن خلال مضاعف لاكرانج يمكن الحصول على معيار المربعات الصغرى الجزائية وكالاتي :

$$m(x) = ||Y - x\beta||^2 + \lambda^2 \beta` D\ \beta \tag{22}$$

أذ ان:

λ: هي معلمة التمهيد ودائما ماتكون اكبر من الصفر أي ان $\lambda > 0$ مجموع مربعات الخطأ $||Y - X\beta||^2$:

$\lambda^2 \beta` D\ \beta$: هو حد الجزاء

ومن خلال استخدام المشتقة الجزئية لمعيار المربعات الصغرى الجزائية بالنسبه ل β نستطيع الحصول على

$$\hat{\beta} = (X^T x + \lambda^2\ D)^{-1} X^T y \tag{23}$$

وبالتعويض عن قيمة β في (23) نحصل على :

$$\widehat{m}\ (x) = X(X^T X + \lambda^2\ D)^{-1} X^T y \tag{24}$$

أذ ان :

الصيغة (24) هي مايسمى بتقدير الشرائح الجزائية.

اما بالنسبة للحد الأخير من انموذج ديربن المكاني [m(wx)] فيتم تقديره بنفس الصيغة (24) واختصاراَ سنرمز له ب [m(X^*)] فتصبح الصيغة الجديد لاحتساب الحد الأخير كالاتي :

$$\widehat{m}\ (x^*) = X^*(X^{*T`} X^* + \lambda^2\ D)^{-1} X^{*T} y \tag{25}$$

3.4 طريقة المقدر الخطي الموضعي لتقدير دالتي التمهيد(Local Linear Regression Estimator)

وتعتبر من ابسط الطرائق اللامعلمية لايجاد المقدر m(x) وهي الأكثر شيوعا من بين باقي الممهدات حيث انها مبنية على تقليل معادلة المربعات الصغرى الموزونة و لبناء ممهد متعدد الحدود وبافتراض وجود المشتقة الثانية ل m(x) فان هذا يتطلب إيجاد (a,b) التي تقلل المعادلة حيث ان [1]:

$$min_{(a,b)} \sum_{i=1}^{n} [\, y_i - a - b\,(x_i - \, x_0)]^2 \;\; K\left(\frac{x_i - \, x_0}{h}\right) \tag{26}$$

أذ ان

K: تمثل دالة (kernel)، h :يمثل عرض الحزمة (Bandwidth).

ويمكن كتابة الصيغة (26) بدلالة المصفوفات كالاتي:

$$min_{(a,b)} (y - A_x)^T \, D \, (y - A_x) \tag{27}$$

أذ ان :

$$A_x = \begin{pmatrix} 1 & (x_1 - \, x_0) \\ \vdots & \vdots \\ 1 & (x_n - x_0) \end{pmatrix}$$

وان

D= diag k($\frac{x_i - x_0}{h}$)

وان

x_0 : قيمة تنبؤية او القيمة الأساس من بين قيم المشاهدات

وبهذا نحصل على الصيغة النهائية لتقدير دالة التمهيد [8]

$$\widehat{m}\,(x) = \frac{e^{*T}}{A_x^T D \, A_x} * A_x^T \, D \, \underline{y} \tag{28}$$

أذ ان :

$$\underline{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$$

$$e^* = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 1 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

وبافتراض (a^, b^) هي حلول المربعات الصغرى الموزونة وبعد إجراء بعض العمليات الحسابية البسيطة فأننا يمكننا كتابة دالة التمهيد حسب الشكل:

$$\widehat{m}(x) = \hat{a} \tag{29}$$

$$\widehat{\mathrm{m}}(\mathrm{x}) = \sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{n}} \mathrm{Q_i \, y_i} \, / \sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{n}} \mathrm{Q_i} + \mathrm{n}^{-2} \tag{30}$$

وهذا يدل على انه عند النقطة x يمكننا ان نقدر منحنى الانحدار بواسطة ^a علما ان:

$$Q_i = D(S_{n,2} - (x_i - x_0) s_{n,j} \tag{31}$$

أذ ان :

$$\sum_{i=1}^{n} (x_i - x_0) \, Q_i = 0$$

$$s_{n,j} = \sum_{i=1}^{n} D(x_i - x_0)^j$$

$$S_{n,j} = \sum_{i=1}^{n} K \left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) (x_i - x_0)^j \qquad j = 0, 1, 2 \tag{32}$$

وعليه فإن :

$$s_{n,j} = \begin{pmatrix} s_{n,0} & s_{n,1} \\ \vdots & \vdots \\ s_{n,1} & s_{n,2} \end{pmatrix}$$

$$s_n = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^{n} D & \sum_{i=1}^{n} D \frac{(x_i - x_0)}{h} \\ \vdots & \vdots \\ \sum_{i=1}^{n} D \frac{(x_i - x_0)}{h} & \sum_{i=1}^{n} D \frac{(x_i - x_0)^2}{h} \end{pmatrix}$$

ويمكن إيجاد $(\hat{b})$ من خلال :

$$\hat{b} = (x^T D\, x)^{-1} x^T D\, y \tag{34}$$

اما بالنسبة للحد الأخير من الانموذج [m(wx)] فيتم تقديره بنفس الطريقة فقط نعوض بدل كل (x) ب(wx)

5. معيار المقارنة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ:- (Root Mean Square Error-RMSE)

يعتبر احد اكثر معايير المقارنة شيوعا وذلك لدقة التنبؤ، كلما كانت قيمة (RMSE) صغيرة كلما تكون الطريقة هي الافضل، والمعادلة الموضحة ادناه توضح الية استخراج الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ [2]

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n - k - 1}} \tag{35}$$

أذ ان:

Y_i : القيم الحقيقية عند المشاهدة i، $Y_i^{\wedge}$: القيم المقدرة عند المشاهدة i، K: عدد المتغيرات التفسيرية، n : حجم العينة

6.الجانب التجريبي

أولا:- سيتم استعمال أسلوب المحاكاة من خلال البرنامج الاحصائي ماتلاب وذلك بهدف المقارنة بين طريقتي (انحدار الشريحة الجزائية والمقدر الخطي الموضعي) وذلك باستعمال ثلاث حجوم للعينات (45، 75، 150) والتي تم حسابها حسب مصفوفة التجاورحسب معيار روك للظاهرة المدروسة وأيضا تم استعمال ثلاث حجوم مختلفة للتباين هي (0.2 , 0.5 , 0.8) وثلاث قيم مختلفة للارتباط المكاني (0.25 , 0.5 ,0.9) وبتكرار (1000) مرة للتجربة الواحدة للحصول على نتائج دقيقة.

ثانياً:- سيتم توليد متغيرات توضيحية في البداية بشكل طبيعي بمتوسط $\mu = 0$ وتباين **SIGM**

الجدول(1) ترتيب توليد المتغيرات الأولية وفقًا للمتغيرات مع أحجام العينات

Theta	Sigma	Explanatory variables	Sizes of samples		
0.25, 0.5 , 0.9	0.2 , 0.5 , 0.8	2	45	75	150

1.6 نتائج المحاكاة:- *Simulation Result*

أجريت تجارب المحاكاة بهدف مقارنة طرائق التقدير اللامعلمية والمتمثلة بطريقة المقدر الخطي الموضعي (LLE) وطريقة انحدار الشريحة الجزائية (PS) لانموذج انحدار ديربن المكاني الشبه معلمي باستعمال معيار المقارنة (متوسط الخطأ النسبي المطلق) (RMSE) حيث تم مقارنة نتائج طريقتي التقدير عند الاعتماد (0.1 , 0.5 , 0.9) وبتباين (0.2 , 0.5 , 0.8) وبعدد مشاهدات (45، 75, 150) وكانت النتائج كما موضحة في الجداول الاتية:

الجدول(2) يمثل نتائج المقارنة بين الطريقتين عند قيمة اعتماد0.25 وتباين 0.2

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	0.9802	0.6391	2.0593	0.9065	0.5637	2.0068	0.7854	0.3410	1.2498
Penalized Spline (PS)	0.4834	0.2147	0.4862	0.4638	0.1920	0.4611	0.4880	0.1926	0.4463
Best Method	PS			PS			PS		

الجدول (3) يمثل نتائج المقارنة بين الطرائق عند قيمة اعتماد 0.25 وتباين 0.5

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ	RMSE(θ	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	1.6391	.44050	3.9480	1.0343	0.9196	3.2998	1.0249	1.0778	5.8485
Penalized Spline (PS)	0.4926	0.2244	0.4967	0.4826	0.2000	0.4583	0.4889	0.1950	0.4527
Best Method	**PS**			**PS**			**PS**		

الجدول (4) يمثل نتائج المقارنة بين الطرائق عند قيمة اعتماد 0.25 وتباين 0.8

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	1.4166	3.7879	27.3644	1.1844	3.4251	29.1042	0.8020	0.3428	1.1334
Penalized Spline (PS)	0.4918	0.2251	0.4976	0.4783	0.1959	0.4550	0.4894	0.1943	0.4471
Best Method	**PS**			**PS**			**PS**		

الجدول(5) يمثل نتائج المقارنة بين الطرائق عند قيمة اعتماد 0.5 وتباين 0.2

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	1.3626	2.8618	17.2155	0.9917	1.8940	16.3267	0.9234	1.0165	6.2418
Penalized Spline (PS)	0.4954	0.2257	0.4886	0.4885	0.2027	0.4624	0.4876	0.1917	0.4453
Best Method	**PS**			**PS**			**PS**		

الجدول(6) يمثل نتائج المقارنة بين الطرائق عند قيمة اعتماد 0.5 وتباين 0.5

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	0.9291	0.5818	1.9629	0.9015	0.4638	1.2321	0.7480	0.2666	0.8089
Penalized Spline (PS)	0.4814	0.2152	0.4784	0.4778	0.1922	0.4503	0.4934	0.1966	0.4501
Best Method	**PS**			**PS**			**PS**		

الجدول (7) يمثل نتائج المقارنة بين الطرائق عند قيمة اعتماد 0.5 وتباين 0.8 بتكرار 1000

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	1.2658	1.8799	9.5673	1.1669	1.7564	8.1932	0.9277	0.6679	2.4679
Penalized Spline (PS)	0.4840	0.2148	0.4797	0.5151	0.2245	0.4859	0.4768	0.1845	0.4379
Best Method	**PS**			**PS**			**PS**		

الجدول(8) يمثل نتائج المقارنة بين الطرائق عند قيمة اعتماد 0.9 وتباين 2.0

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	1.1967	1.5443	5.7566	0.8787	0.4861	1.5095	1.0476	1.1406	4.8044
Penalized Spline (PS)	0.4768	0.2087	0.4735	0.4642	0.1852	0.4438	0.4903	0.1946	0.4479
Best Method	**PS**			**PS**			**PS**		

الجدول (9) يمثل نتائج المقارنة بين الطرائق عند قيمة اعتماد 0.9 وتباين 0.5

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	1.3466	1.9349	6.7449	1.0243	1.0494	4.6609	0.8478	0.3662	0.8554
Penalized Spline (PS)	0.4735	0.2102	0.4776	0.4760	0.1940	0.4520	0.5002	0.2026	0.4576
Best Method	**PS**			**PS**			**PS**		

الجدول (10) يمثل نتائج المقارنة بين الطريقتين عند قيمة ارتباط 0.9 وتباين 0.8

Methods	N=45			N=75			N=150		
	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)	RMSE	Mean(θ)	RMSE(θ)
Local Linear (LL)	1.1591	1.1061	3.3985	0.6827	0.1924	0.4473	0.7362	0.2143	0.4571
Penalized Spline (PS)	0.4959	0.2285	0.4968	0.4773	0.1943	0.4569	0.4846	0.1895	0.4432
Best Method	**PS**			**PS**			**PS**		

7. الاستنتاجات

1- أظهرت نتائج معيار المقارنة RMSE ان طريقة انحدار الشريحة الجزائية هي الأفضل ولجميع حجوم العينات ومستويات التباين.
2- أظهرت النتائج انه كلما ازداد حجم العينة يقل معيار المقارنة (RMSE).

3- أظهرت النتائج من خلال معيار المقارنة RMSE ان قيم طريقة المقدر الحطي الموضعي عالية وهذا يدل على انها اقل كفاءة من طريقة انحدار الشريحة الجزائية PS .

4- نلاحظ من خلال معيار المقارنة RMSE ان افضل النتائج كانت عند حجم العينة (75) .

المصادر

[1] خمو، خلود يوسف (2004) " مقارنة أساليب بيز مع طرائق أخرى لتقدير منحنى الانحدار اللامعلمي " أطروحة دكتوراه في الإحصاء ، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة بغداد.

[2] هادي، سوسن قاسم، (2014) " استعمال انماذج الانحدار الحيزي لتحليل نسب الفقر في اقضية العراق لعام 2012م"، رسالة ماجستير في الإحصاء، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة بغداد.

[3] Basile, R. (2005). "Semi-parametric spatial autocovariance models of regional growth behaviour in Europe", Region et developpement.

[4] Akkar, A. A. A. (2021)." Estimation The Spatial Durban Regression Model For Anemia Patients Sample In Some Region Of Al-Karkh/ Baghdad", Al-Mustansiryah University.

[5] Costa, M. J. (2008). "Penalized spline models and applications" (Doctoral dissertation, University of Warwick)

[6] Griggs, W. (2013). "Penalized spline regression and its applications". Whitman College Report. Available online at: https://www. whitman. edu/Documents/Academics/Mathematics/Griggs. pdf.

[7] Lea Elears,(2019). “Spatial Autocorrelation And The Spatial Durbin Model, ROBUST Workshop Essen/R WI 21 Feb 2019,

[8] Lesage, James P. (1999); "The Theory and Practice of Spatial Econometrics"; Department of Economics University of Toledo,

[9] Wu, H., & Zhang, J. T. (2006). "Nonparametric regression methods for longitudinal data analysis: mixed-effects modeling approaches"

Vol. (49) \ No. 143 \ June \ Year 2024

DOI: https://doi.org/10.31272/jae.i143.1225
Available online at: https://admics.uomustansiriyah.edu.iq/index.php/admeco

Journal of Administration & Economics

Mustansiriyah University
College of Administration & Economics

P-ISSN: 1813 - 6729

E- ISSN: 2707-1359

A Comparison between the Penalty Slice Regression (PS) and the Local Linear Estimator (LLE) for Estimating the Durbani Semi-Parametric Mode

Anwar Sabah Aghmis
Dep. of Statistics, Collage of Administration and Economics, Mustansiriyah University, Baghdad, Iraq
Email: anwarsabah789@uomustansiriyah.edu.iq, ORCID:/
Ahmed Abd Ali Akkar
Dep. of statistics, Collage of administration and economics, Mustansiriyah university, Baghdad, Iraq
Email: drahmedabd@uomustansiriyah.edu.iq, ORCID ID:/ https://orcid.org/0000-0003-0221-3379

Article Information

Article History:
Received: 27 / 8 / 2023
Accepted: 9 / 10 / 2023
Available Online: 22 / 7 / 2024
Page no : 145 – 153

Keywords:
Durban Model SDM , partial slice regression , positional linear estimator , maximum possibility MLE , square root mean square error , RMSE

Correspondence:
Anwar Sabah Aghmis
Email:
anwarsabah789@uomustansiriyah.edu.iq

Abstract

This research dealt with a comparison between the penalty slice regression (PS) and the local linear estimator (LLE) method to estimate the Durban spatial semi-parametric regression model (SDM) and find out which is the best. In the different sizes of the three samples used, where three sizes of samples (45, 75, 150) were used, as well as three values of spatial dependence, which are (0.25, 0.5, 0.9) and three values of variance (0.2, 0.5, 0.8), and the experiment was repeated (1000) times to obtain more accurate results.