مجلة الادارة والاقتصاد / السنة – 42 العدد 122 /2019
ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

اقتراح دوال لبية مع طريقة ذات المرحلتين لتقدير إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM)

أ. م. د. سجى محمد حسين* م. احمد عبد علي عكار**

المستخلص:

تناول هذا البحث دراسة وتحليل البيانات التي تتصف بالاعتمادية المكانية لوحدات المشاهدات وللتعامل مع الاعتمادية المكانية تمت دراسة وتقدير إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) والذي يعاني من مشكلة ارتباطات الأخطاء المكانية باستعمال بعض طرائق التقدير، إذ تم استعمال طريقة الإمكان الأعظم لتقدير معلمة الخطاء المكاني (λ) لأنموذج (SPSEM) وطرائق لامعلمية لتقدير دالة التمهيد m(X) ومن هذه الطرائق طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل (LLEK2)، وطريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الأولى (SUG1K2)، وطريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الثانية (SUG2K2)، باستعمال مصفوفة التباين والتباين المشترك المكانية للأخطاء وذلك لإزالة تأثير الارتباطات المكانية للأخطاء.

ومن خلال استعمال تجربة المحاكاة وبتكرار 1000 مرة ولعدة حجوم عينات ومستويات للتباين ولدالتين وحساب مصفوفة المسافات بين مواقع المشاهدات من خلال المسافة الاقليدية، تم استعمال طرائق التقدير المشار اليهلأنموذج (SPSEM) مستعملا مصفوفة التجاورات المكانية المعدلة في ظل معيار تجاور Queen. ومن أهم الاستنتاجات التي تم الحصول عليها بعد مقارنة هذه الطرائق بمعيار متوسط الخطأ النسبي المطلق (MAPE) أن طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الثانية (SUG2K2) باستعمال مصفوفة التباين والتباين المشترك المكانية للأخطاء لإزالة تأثير الارتباطات المكانية للأخطاء هي أفضل طرائق التقدير المستعملة والمقترحة في هذا البحث.

المصطلحات الرئيسة للبحث/ إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) - مقدر ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي - مصفوفة التباين والتباين المشترك المكانية للأخطاء - معيار تجاور Queen.

Proposing core functions with a two-stage method to estimate the SPSEM model

Abstract

This study examined a study and analysis of data characterized by spatial reliability of observational units and to deal with spatial dependency. A semi-parametric spatial self-regression error model (SPSEM) that suffers from the problem of spatial error correlations using some estimation methods was used, as the greatest possible method was used to estimate the parameter of error The spatial (λ) of the SPSEM model and non-parametric methods for estimating the preamble function m (X) .These methods are a two-stage method for a local linear estimator using the Kernel function (LLEK2), and a two-stage method for the linear estimator using the first proposed kernel function (SUG) 1K2), and a two-stage method for the positional linear estimator using the second proposed Kernel function (SUG2K2), using the spatial contrast and contrast matrix of errors to remove the effect of the spatial correlations of errors.

Through the use of simulation experiment and 1000 times repetition and for several sample sizes and levels of variance and two functions and the calculation of the matrix of distances between observations sites through the traditional distance, the above

* جامعة بغداد / كلية الادارة والاقتصاد .
** باحث .

مستل من أطروحة دكتوراة
مقبول للنشر بتأريخ 2018/11/1

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

estimation methods were used for the SPSEM model using the modified spatial adjacent matrix under the Queen junction criterion. One of the most important conclusions obtained after comparing these methods with the absolute relative mean error standard (MAPE) is that the two-stage method for the positional linear estimator using the second proposed Kernel function (SUG2K2) using a matrix of variance and spatial co-error of errors to remove the effect of spatial correlations of errors is the best estimate method used and suggested in this research.

Key terms for research / semi-parametric spatial regression error model (SPSEM) - two-stage estimator for in-line linear estimator - spatial contrast and variance matrix of errors - Queen juxtaposition standard.

1-المقدمة وهدف البحث:-

1-1 المقدمة:-

عند تحليل البيانات المعتمدة مكانيا تظهر الاعتمادية المكانية لوحدات المشاهدات، وهي في الحقيقة صفة ملازمة للبيانات المستخلصة من ظواهر تتطلب التجاور في المكان، حيث ظهر في السنوات الأخيرة اهتمام كبير لنماذج القياس الاقتصادي المكاني التي تعد إحدى أنواع النماذج القياسية، وأن دراسة العلاقة بين المتغيرات وتمثيلها بأنموذج رياضي هي من أهم التطبيقات في التحليل الإحصائي وان المرحلة المهمة لنمذجة أي بيانات تتمثل باستعمال صيغة ملائمة للأنموذج المدروس.

وفي حالة عدم الأخذ بنظر الاعتبار الاعتماد المكاني فان ذلك سوف يخالف فرضيات القياس الاقتصادي التقليدي الذي يؤدي إلى مقدرات متحيزة وغير متسقة أي غير كفوءة، لذا فان التأثيرات المكانية لها تأثير واضح على إنموذج القياس الاقتصادي وهو ما يسمى بالقياس الاقتصادي المكاني، وللتعامل مع الاعتمادية المكانية تم اخذ إنموذج قياسي مكاني في هذه الدراسة وهو حالة خاصة من إنموذج الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي Semi – Parametric Spatial Auto Regressive Model (SPSAR).[7] حيث تم استعمال طرائق الانحدار شبه المعلمي وهذه الطرائق وظفت لتقدير معلمات إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي Semi – Parametric Spatial Error Model (SPSEM)، ومصفوفة التباين والتباين المشترك للأخطاء المرتبطة مكانيا.

2-1 هدف البحث:-

أن هدف البحث هو تقدير إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي Semi – Parametric Spatial Error Model (SPSEM) الذي يعاني من مشكلة ارتباطات الأخطاء المكانية باستعمال طريقة ذو المرحلتين وطرائق مقترحة بعد إزالة تأثير الارتباطات المكانية للأخطاء من خلال مصفوفة التباين والتباين المشترك المكانية للأخطاء، والمقارنة بين هذه الطرائق لأنموذج (SPSEM) بالاعتماد على أسلوب المحاكاة من خلال معيار متوسط الخطأ النسبي المطلق Mean Absolute Parentage Error (MAPE) للوصول إلى الطريقة الأنسب.

2- أنموذج الدراسة:-

هنا لابد من الاشارة إلى إنموذج الأخطاء المكانية (SPSEM)، حيث تظهر اضطرابات الاعتماد المكاني وهي أحدى المشاكل الموجودة في هذا الأنموذج، أي عدم استقلالية حد الخطأ وهو المخالف للأنموذج التقليدي الذي يفترض استقلالية الأخطاء وهذا الأنموذج يعمل على معالجة الخطأ المكاني.

إذ أن الاعتماد المكاني للأخطاء يخالف أحدى الفرضيات الأساسية للمقدرات في القياس الاقتصادي التقليدي وفي حالة إهمال الاعتماد المكاني للأخطاء فان التقديرات والاختبارات ستكون غير جيدة أي غير كفوءة، أي أن التحليل الإحصائي للأنموذج سوف يفتقر إلى الدقة.[3]

إن هذا الأنموذج هو حالة خاصة من إنموذج الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي المبين بالصيغة الآتية:-

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\rho}\mathbf{WY} + \mathbf{m}(\mathbf{X}) + \mathbf{u} \qquad \ldots(1)$$

$$\mathbf{u} = \boldsymbol{\lambda}\mathbf{Wu} + \boldsymbol{\varepsilon} \qquad \ldots(2)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{I_n})$$

إذ أن :

$\mathbf{Y}$: يمثل متجه المتغير المعتمد.

$\boldsymbol{\rho}$: يمثل معلمة الاعتماد المكاني.

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

$\mathbf{W}$: تمثل مصفوفة التجاور المكاني ذات بعد $(\mathbf{n}\times\mathbf{n})$ وتكون ثابتة ومحددة أي تحتوي على علاقات التجاور ، وعناصرها هي $(\mathbf{W_{ij}})$ التي تكون غير سالبة عندما $\mathbf{i \neq j}$ وعدا ذلك هي $\mathbf{zero}$.[6]

$\mathbf{X}$: تمثل مصفوفة المتغيرات التوضيحية وهي ثابتة.

$\mathbf{m(X)}$: تمثل دالة التمهيد.

$\boldsymbol{\varepsilon}$: حد الخطأ وهو متجه عشوائي ذات بعد $(\mathbf{n}\times\mathbf{1})$ يتوزع توزيع طبيعي بمتوسط صفر وتباين $\boldsymbol{\sigma_e^2}\mathbf{I}$.[10]

فعندما القيد $\boldsymbol{\rho}=\mathbf{0}$ يصبح الأنموذج في الصيغة (1) إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي $(\mathbf{SPSEM})$ مع الارتباط الذاتي المكاني في الأخطاء وهذا الأنموذج سمية بالشبه المعلمي إذ تم تقدير دالة $\mathbf{m(X)}$ بالطرائق اللامعلمية وهو الجزء اللامعلمي اما الجزء المعلمي فهو تمثل في إيجاد مصفوفة التجاورات المكانية $\mathbf{W}$ وكذلك قيمة معلمة الخطأ المكاني $\boldsymbol{\lambda}$، وصيغة هذا الأنموذج مبينة كالأتي.[7]

$$\begin{aligned}
&\mathbf{Y}=\mathbf{m(X)}+\mathbf{u} \qquad \dots(3)\\
&\mathbf{u}=\boldsymbol{\lambda}\mathbf{Wu}+\boldsymbol{\varepsilon}\\
&\boldsymbol{\varepsilon}\sim\mathbf{N}(\mathbf{0},\boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{I_n})
\end{aligned}$$

إذ أن :-

$\boldsymbol{\lambda}$: تمثل معلمة الانحدار الذاتي المكاني للأخطاء أي معامل التأخر المكاني للخطأ، حيث يلاحظ إن المعلمة $\boldsymbol{\lambda}$ أذا كانت تساوي صفر أي $\boldsymbol{\lambda}=\mathbf{0}$ فهذا يدل على انه لا يوجد ارتباط مكاني بين الأخطاء للمشاهدات، أما في حالة لا تساوي صفر أي $\boldsymbol{\lambda}\neq\mathbf{0}$ فهذا يدل على انه يوجد ارتباط مكاني بين الأخطاء للمشاهدات.[12]

$\mathbf{u}$: تمثل الأخطاء العشوائية المرتبط مكانيا.

3- مصفوفة التجاور المكاني W:- Spatial Contiguity Matrix

أن توفير البيانات يسمح ببناء مصفوفات الوزن المكاني القائم على التجاور، إذ نفرض أن $\mathbf{n}$ تمثل عدد الوحدات المكانية وان المصفوفة $\mathbf{W}$ تعرف بمصفوفة الوزن المكاني ذات البعد $\mathbf{n}\times\mathbf{n}$ وهي تكون مربعة، موجبة، متماثلة وغير عشوائية مع العنصر $\mathbf{W_{ij}}$ في الموقع $\mathbf{ij}$, والذي يمثل كل عنصر في المصفوفة $\mathbf{W}$، ويتم تعيين قيم أو أوزان $\mathbf{W_{ij}}$ لكل زوج من المواقع المتجاورة وغير المتجاورة من خلال بعض القواعد المحددة مسبقا التي تحدد العلاقات المكانية بين المواقع، وان مصفوفة التجاور المكانية تكون كالأتي:-[4]

$$\mathbf{W}=\begin{bmatrix}\mathbf{W_{11}} & \cdots & \mathbf{W_{1n}}\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ \mathbf{W_{n1}} & \cdots & \mathbf{W_{nn}}\end{bmatrix}$$

ومن خلال الصيغة (4) يتم تحديد قيم عناصر مصفوفة التجاور المكانية $\mathbf{W}$ وكالأتي :

$$\mathbf{W_{ij}}=\begin{cases}\mathbf{1} & \textbf{if } \ \mathbf{i \text{ and } j} \ \textbf{ are contiguous}\\[2em] \mathbf{0} & \textbf{if } \ \mathbf{i \text{ and } j} \ \textbf{ are not contiguous}\end{cases} \qquad \dots(4)$$

تبين الصيغة (4) انه أذا كان الموقعان i و j متجاورين فان $W_{ij}=1$ في حين أذا كان الموقعان i و j غير متجاورين فان $W_{ij}=0$، وإن عناصر القطر الرئيسي لمصفوفة الأوزان المكانية (W) تساوي صفر. إذ أن مصفوفة الأوزان (التجاور) المكانية W يمكن بناءها من خلال استعمال معيار تجاور كوين Queen Contiguity Criterion، حيث في هذا المعيار يكون التجاور عندما الخليتان المتجاورتان تشتركان في جانب مشترك وكذلك تشتركان في نقطة قمة الرأس المشترك والشكل (1) في أدناه يوضح ذلك :- [16]

A	B	C
D	E	F
G	H	I

شكل (1) تجاور معيار Queen

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

الشكل (1) يبين الحدود المشتركة وقمة الرأس المشتركة أي التجاور بين الخلية E وجميع الخلايا الأخرى A ، B ، C ، D ، F ، G ، H ، I. ومن خلال الشكل والشرح المشار اليه اليهيمكن إيجاد مصفوفة أوزان التجاور المكانية (W) وكما يلي :-

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

ومن خلال مصفوفة التجاور الثنائية المكانية من الممكن إيجاد مصفوفة التجاور المكانية المعدلة والتي يرمز لها بالرمز W^{Adj} والتي تعتبر امتداد لها بعد إيجاد الإجراءات لها من خلال الصيغة الآتية:

$$W_{ij}^{Adj} = \begin{cases} \dfrac{W_{ij}}{\sum W_{ij}} & \text{if} \quad i \text{ Contiguity } j \\ 0 & \text{if} \quad \text{otherwise} \end{cases} \qquad \dots (5)$$

وهنا يعني مجموع كل صف في هذه المصفوفة المعدلة يساوي واحد أي $\sum_{j=1}^{n} W_{ij} = 1$ وان قيمة كل عنصر في المصفوفة المعدلة هو كما في الصيغة المشار إليها ، وهذه المصفوفة تعتبر نسخة معدلة لمصفوفة التجاور الثنائي W.

4- طرائق التقدير:-

سيتم استعراض الطرائق المستعملة والمقترحة في تقدير إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) كالأتي :-

1-4 طريقة تقدير الإمكان الأعظم للمعلمة λ في إنموذج (SPSEM):-

إن تقدير معلمة إنموذج الانحدار الذاتي المكاني للأخطاء λ والتي تبين التأثيرات المكانية الناجمة عن الارتباطات المكانية بين أخطاء المشاهدات تتم من خلال استعمال طريقة الإمكان الأعظم التي تنطوي على تعظيم دالة الإمكان اللوغارتمية والتي تتمثل بالصيغة أدناه :

$$\ln L = C + \ln|I_n - \lambda W| - (n/2)\ln(\acute{e}e) \qquad \dots (6)$$

إذ أن

C: تمثل قيمة ثابتة لا تحتوي على المعالم.

e : يمثل موجه الأخطاء المكانية.

ومن الصيغة (6) يمكن إيجاد $\ln|I_n - \lambda W|$ لسهولة العمليات الحسابية وكالاتي:

$$\ln|I_n - \lambda W| = \ln \prod_{i=1}^{n} (I - \lambda\omega_i)$$

$$\ln|I_n - \lambda W| = \sum_{i=1}^{n} \ln(I - \lambda\omega_i) \qquad \dots (7)$$

أذن

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

$$\ln L = C + \sum_{i=1}^{n} \ln(I - \lambda\omega_i) - (n/2)\ln(\acute{e}e) \qquad \dots (8)$$

وان

$$e = \tilde{y} - \tilde{m}(X) \qquad \dots (9)$$
$$\tilde{y} = y - \rho wy$$
$$\tilde{X} = X - \rho wX$$

وباستعمال الطريقة التكرارية المعروفة للصيغة (8) المشار إليها اليهيمكن إيجاد القيمة التقديرية للمعلمة λ.[13]

2-4 طريقة المقدر الخطي الموضعي (LLE) لتقدير $m(x)$:-

أن المقدر الخطي الموضعي Local Linear Estimator (LLE) هو من احد أنواع ممهدات كيرنل المتعددة الحدود الموضعية (Local Polynomial Kernel) (LPK) والذي يعتبر من الأساليب المعروفة لتصحيح الحدود، ويستعمل لإيجاد المقدر $m(x)$ في الصيغة (3) والذي يمكن إيجاده من خلال تكوين نسخة تمهيدية لمتعدد الحدود، وكذلك أيضا فان الطريقة الخطية الموضعية مبنية على تقليل معادلة المربعات الصغرى الموزونة المعرفة بالصيغة الآتية:- [14]

$$\min_{\{a,b\}} (Y - R_X)^{\prime} K(x)(Y - R_X) \qquad \dots (10)$$

وبذلك نحصل على الصيغة النهائية للتقدير $\breve{m}(x)$ وكالاتي:- [19].

$$\breve{m}(x) = \acute{e}\left(\acute{R}_x K_x R_x\right)^{-1} \acute{R}_x K_x \underline{y} \qquad \dots (11)$$
$$\acute{e} = (1,0)$$
$$\acute{1}_n = (1, \dots, 1)$$

إذ أن :

$\breve{m}(x)$: هو الممهد الخطي الموضعي (LLE) الذي يمثل المعدل الموزون إلى الاستجابات.

0: يمثل متجه من الاصفار أي طول d والتي تمثل عدد المتغيرات المستقلة X .

1_n: يمثل متجه من الواحدات أي طول n والتي تمثل عدد مشاهدات العينة.

وان

$$R_x = \left(1_n , \underline{x} - 1_n \underline{x}\right)$$

or

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & X_1 - x \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n - x \end{bmatrix}$$
$$K_x = \operatorname{diag}\{K_h(X_i - x)\}_{i=1}^{n}$$
$$K_x = \operatorname{diag}\big(K_h(X_1 - x)K_h(X_2 - x) \dots K_h(X_n - x)\big)$$

.$K_h(X_i - x) = h^{-1}K\big(h^{-1}(X_i - x)\big)$

إذ أن :

$K_h(X_i - x)$: تمثل أداة تمهيد كيرنل (Kernel Smoothing) وهي دالة وزن.

h : تمثل عرض الحزمة.

X : تمثل نقطة مرشحة تأخذ قيم المشاهدات $X_1, X_2, \dots, X_n$

ومن الجدير بالذكر إن الاختيار القياسي لدالة كيرنل $K(.)$ هو استعمال Gaussian Kernel.

3-4 طريقة ذو المرحلتين (Two Step) للمقدر الخطي الموضعي باستعمال كيرنل لتقدير $m(X)$:-

من خلال الصيغة (11) تم تقدير $m(X)$ باستعمال طريقة (LLE) وان هذه الطريقة لا تأخذ بنظر الاعتبار حد الخطأ، في حين اقترح الباحثان Stefano M. and Margherita G. طريقة ذو المرحلتين للتقدير عند بناء ارتباط الأخطاء أي الأخطاء تأخذ بنظر الاعتبار.[7] بمعنى انه سوف تتم عملية التقدير بمرحلتين بعد إعادة نمذجة الأنموذج (3) وتنقيته من مشكلة ارتباط الأخطاء المكانية وذلك من خلال ضرب طرفي الأنموذج بمصفوفة $\Omega^{-\frac{1}{2}}$ التي يتم الحصول عليها من خلال مصفوفة التباين والتباين المشترك المكانية للأخطاء $\Omega(\theta_0)$ ذات البعد nxn والتي سوف يتم إيجادها لاحقا بطريقة Kernel اللامعلمية.[11]

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

وأن

$$\Omega(\theta_0) = P(\theta_0)\acute{P}(\theta_0) \qquad \dots (12)$$

إذ أن :

$P(\theta_0)$: تمثل مصفوفة nxn.

كذلك نفرض أن :

$P^{-1}(\theta_0)$ هو معكوس مصفوفة $P(\theta_0)$ وعناصره $v_{ij}(\theta_0)$، وأيضا نفرض $\underline{\acute{m}}$ هي كالأتي:

$$\underline{\acute{m}} = \left(m(X_1), \dots, m(X_n)\right)$$

$$\underline{\acute{U}} = (U_1 , \dots , U_n)$$

نضرب طرفي الأنموذج (3) في $\Omega^{-\frac{1}{2}}$ وكالأتي:-

$$\Omega^{-\frac{1}{2}}Y = \Omega^{-\frac{1}{2}}m(X) + \Omega^{-\frac{1}{2}}u$$

وبعد ضرب الأنموذج نقوم بإضافة وطرح $m(X)$ للأنموذج وكالاتي :-

$$\Omega^{-\frac{1}{2}}Y = \Omega^{-\frac{1}{2}}m(X) + m(X) - m(X) + \Omega^{-\frac{1}{2}}u$$

أذن

$$\Omega^{-\frac{1}{2}}Y + m(X) - \Omega^{-\frac{1}{2}}m(X) = m(X) + \Omega^{-\frac{1}{2}}u$$

$$\Omega^{-\frac{1}{2}}Y + \left(I_n - \Omega^{-\frac{1}{2}}\right)m(X) = m(X) + \Omega^{-\frac{1}{2}}u$$

نفرض أن

$$Z = \Omega^{-\frac{1}{2}}Y + \left(I_n - \Omega^{-\frac{1}{2}}\right)m(X)$$

وان

$$\varepsilon = \Omega^{-\frac{1}{2}}u$$

إذن الأنموذج الجديد بدلالة Z بعد إزالة تأثير ارتباطات الأخطاء المكانية يصبح كالأتي :-

$$Z = m(X) + \varepsilon \qquad \dots (13)$$

إذ أن :

Z : تمثل المتغير التابع للأنموذج الجديد.

I_n : تمثل مصفوفة الوحدة ذات بعد $n \times n$.

إذ هناك صعوبة في تقدير الأنموذج (13)، وهنا يتطلب التقدير لمرحلتين في المرحلة الأولى يتم تقدير أولي إلى $m(X)$ ويرمز له بـ $\breve{m}(x)$.

والأخطاء (البواقي) الناتجة هي :

$$\breve{U}_i = Y_i - \breve{m}(X_i)$$

وهي تستعمل لتقدير عناصر $\Omega^{-\frac{1}{2}}$ وتسمى $\breve{\Omega}^{-\frac{1}{2}}$ ويمكن بعد ذلك استعمال هذه التقديرات لبناء التقدير الممكن إلى Z الذي يسمى $\breve{Z}$.

المرحلة الأولى : نجد المقدر $\widehat{m}(x)$ حسب الصيغة الآتية :-

$$\widehat{m}(x) = \acute{e}\left(\acute{R}_x K_x R_x\right)^{-1}\acute{R}_x K_x \breve{Z} \qquad \dots (14)$$

أما المرحلة الثانية : نجد المقدر $\dot{m}(x)$ حسب الصيغة الآتية :-

$$\dot{m}(x) = \acute{e}\left(\acute{R}_x K_x R_x\right)^{-1}\acute{R}_x K_x \dot{Z} \qquad \dots (15)$$

إذ أن

$$\dot{Z} = \Omega^{-\frac{1}{2}}Y + \left(I_n - \Omega^{-\frac{1}{2}}\right)\breve{m} \qquad \dots (16)$$

ونستمر في التقدير لحين الحصول على التقارب الطبيعي في المرحلتين.[15]

1-3-4 دوال كيرنل المستعملة :- Kernel Functions used

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

إن مفهوم الأسلوب البسيط لتمثيل سلسلة الوزن $\{W_{hi(x)}\}_{i=1}^{n}$ هو لوصف شكل دالة الوزن $W_{hi(x)}$ من خلال دالة الكثافة مع معلمة القياس التي تعدل حجم وشكل الأوزان بالقرب من النقطة x ، ومن المعروف أن طرائق التقدير هي تعتمد على أساليب التمهيد اللامعلمي وان هذا التمهيد هو توفيق المنحنيات والذي يعمل على إيجاد أفضل منحنى ممهد مطابق مع منحنى المتغير المعتمد (Y) ومن أساليب توفيق المنحنيات هو أسلوب دالة كيرنل والتي تعرف بأنها دالة وزن حقيقية متماثلة تستعمل في تمهيد بيانات المتغير (Y)، أي تستعمل في تقدير دالة التمهيد المجهولة ومن بين هذه الدوال الشائعة الاستعمال والتي يرمز لها بالرمز K(u) هي دالة كيرنل Gaussian ودالة كيرنل Tricube.[8]

وان هذه الدوال يطلق عليها بدوال الكثافة الاحتمالية وذلك كون قيمة تكاملها مساوي إلى الواحد الصحيح والتي تستعمل في المقدار الخطي الموضعي (LLE) الذي يقدر دالة الانحدار، ومن الجدير بالذكر أن دالة كيرنل تحدد كيفية مساهمة المشاهدات لكيرنل الخطي الموضعي عنده النقطة x_0 المعرفة بأنها أي مشاهدة من المشاهدات x_i.[9]

وعند استعمال دالة كيرنل الكاوسية يتم تحديد مساهمة النقاط من خلال المسافة x_i عند النقطة x_0، وهذا يدل على أن المسافة الأصغر $(x_i - x_0)$ هي المساهمة الأكبر وهذا بسبب أن دالة كيرنل الكاوسية هي تكون على شكل جرس أي(ناقوس) .[19]

أما عند استعمال دالة كيرنل (Tricube) فهي تتبع نفس سلوك دالة كيرنل (Gaussian) وان هذه الدالة سميت بدالة كيرنل (Tricube) لأنها ناتجة من اشتقاق متوسط مربعات الخطأ المتكامل (MISE) وهذه الدالة تسمى بالدالة المثلى عندما تقلل (MISE) وكذلك كونها تتمتع ببعض الخصائص المثلى.[8]

وهنا فان أفضل دالة في دوال كيرنل هي التي تقلل متوسط مربعات الخطأ المتكامل (MISE). ومن المعروف أن دالة كيرنل تمتلك عدة شروط.[1]

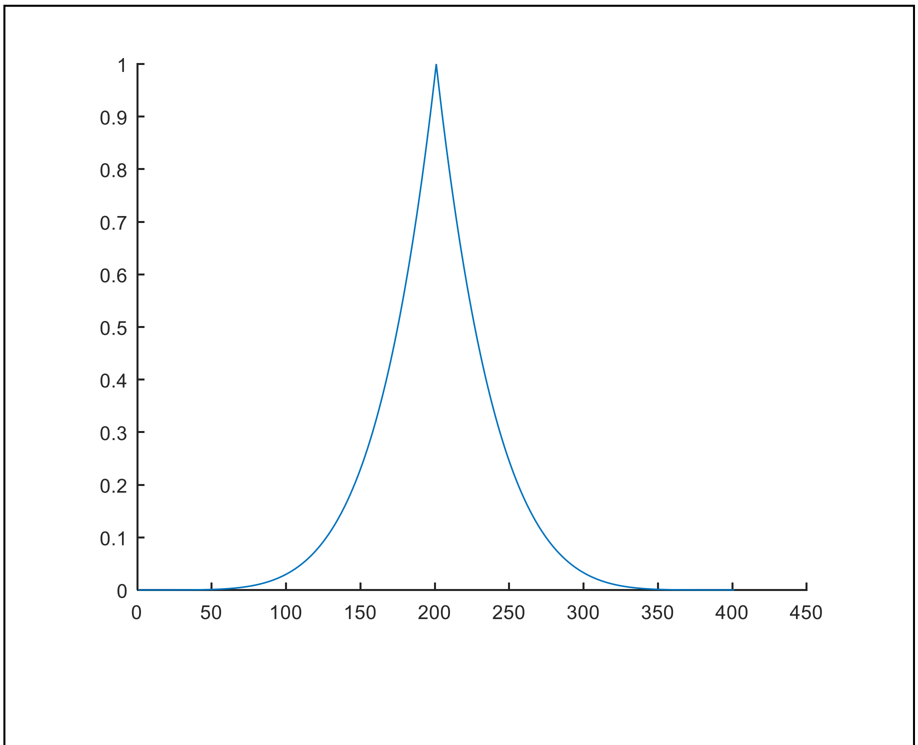
2-3-4 دالة كيرنل المقترحة :- The Proposed Kernel Function

كما هو معروف بان دالة كيرنل (اللبية) تستعمل لوضع أوزان للمشاهدات القريبة والمجاورة لنقطة التوفيق، ومن هذا المنطلق تم اقتراح دالتين بالشروط والمواصفات المذكورة في الفقرة $(4-3-1)$ وكما يأتي :-

1- الدالة المقترحة الأولى ذي الصيغة (17) وكما يأتي :

$$\mathbf{K(u) = 2(1 - |u|^1)^3} \qquad \ldots(17)$$

كما تظهر هذه الدالة في الشكل (2) أدناه :



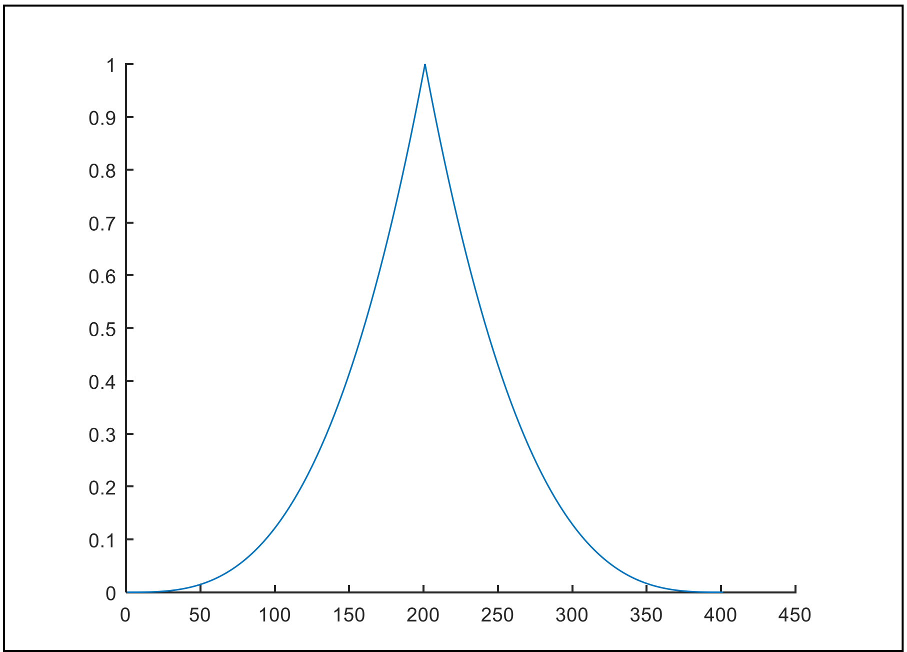
ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

2- الدالة المقترحة الثانية ذي الصيغة (18) وكما يأتي :

$$K(u) = 3(1 - |u|^{1})^{5} \qquad \dots (18)$$

كما تظهر هذه الدالة في الشكل (3) أدناه :

يمكن الرجوع إلى المصدر [1] لمزيد من الاطلاع



5- طريقه kernel لإيجاد مصفوفه التباين والتباين المشترك المكانيه للاخطاء:-
The method of kernel to find a matrix of variation and spatial contrast of errors

تعريف مصفوفة التباين والتباين المشترك المكانية للأخطاء بأنها مصفوفة محددة وموجبة والتي يرمز لها بالرمز Ω وان عناصرها W_{ij}، حيث يمكن إيجاد عناصر المصفوفة Ω من خلال المسافات بين المواقع L_i, L_j وحسب الدالة الآتية :-

$$\Upsilon(L_i, L_j) = \sigma^2 g(d_{ij}, \emptyset) \qquad \dots (19)$$

وهذه الدالة المشار اليهيطلق عليها دالة التباين المشترك الذاتي المكاني للأخطاء.[7]

إذ أن :-

L_i, L_j: تمثل المواقع

d_{ij} : تمثل المسافة بين المواقع j,i

$\emptyset$: تمثل متجه المعلمات المناسب

وان

$$g(d_{ij}, \emptyset) = \rho(L_i, L_j)$$

التي تمثل دالة الارتباط الذاتي المكاني لأزواج المشاهدات للمسافة d_{ij}.

أذن :

$$\Upsilon(L_i, L_j) = \sigma^2 \rho(L_i, L_j) \qquad \dots (20)$$

استعمل كلا من (Patil, Hall)[5] عام 2001 مقدر kernel لدالة الارتباط الذاتي المكاني في الصيغة (21) أدناه والتي يتم الاعتماد عليها في إيجاد عناصر المصفوفة Ω بعد ضربها في التباين σ^2 وصيغة دالة الارتباط هي كالأتي :-

مجلة الادارة والاقتصاد / السنة – 42 العدد 122 /2019
ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

$$\hat{\rho}(L_i, L_j) = \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} K(d_{ij}/h^*)\hat{\rho}_{ij}}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} K(d_{ij}/h^*)} \quad \dots (21)$$

إذ أن :

K : تمثل دالة kernel

h^*: تمثل عرض الحزمة

$\hat{\rho}_{ij}$: يمثل الارتباط الذاتي لأخطاء العينة المكانية

ولتقدير الصيغة (21) المشار اليهلابد من إيجاد كل من $\hat{\rho}_{ij}, d_{ij}, h^*$، إذ أن h^* تم تقديرها لاحقا من خلال طريقة الارتباط الذاتي المكاني للبواقي (RSA)، أما d_{ij} والتي تعرف بالمسافة بين المواقع j , i فهي تستعمل لقياس المسافة بين مواقع المشاهدات لكافة المناطق ويمكن إيجادها باستعمال طريقة المقياس الاقليدية Euclidean metric من خلال قياس مينكوسكي وحسب الصيغة (22) الآتية:-

$$d_{ij}^{e} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad \dots (22)$$

أما $\hat{\rho}_{ij}$ فيمكن إيجاده من خلال الصيغة الآتية :-[5]

$$j = i+1, \dots, n \text{ ، } \hat{\rho}_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}(e_i - \bar{e})(e_j - \bar{e})}{\frac{1}{n}\sum_{l=1}^{n}(e_l - \bar{e})^2} \quad \dots (23) \qquad i = 1, \dots, n$$

$$\bar{e} = 1/n \sum_{l=1}^{n} e_l$$

$\bar{e}$: يمثل متوسط العينة للأخطاء

6- مصفوفة المسافات بين مواقع المشاهدات :-

Matrix of Distances Between Observations Locations

قبل إيجاد مصفوفة المسافات بين مواقع المشاهدات لابد من إيضاح نظام الإحداثيات المرتبط في إيجاد هذه المصفوفة.

يعرف نظام الإحداثيات بأنه ذلك النظام الذي يستعمل في تقسيم سطح الأرض إلى جزئيين أفقي وعمودي أي (الطول والعرض)، ومن المعروف أن الكرة الأرضية مقسمة إلى عدة مناطق حسب خطوط الطول (وعددها 360 خط) وخطوط العرض (وعددها 180 خط) ووفق نظام إحداثيات المسقط (Projected Coordinate System) الذي يتلاءم مع الخرائط المرسومة على السطوح المستوية والذي يستعمل وحدات قياس الطول (متر،كم) وتقاس المسافات بين النقاط بعد تحديد موقعها باستعمال خطي الطول والعرض المارين عليها مثلا النقطة A تقع في الموقع (x_1, y_1) والنقطة B تقع في الموقع (x_2, y_2) وهكذا لبقية النقاط التي تمثل المواقع ولحساب المسافة الاقليدية بين النقاط B،A نستعمل الصيغة (22).[20]

حيث تم حساب مصفوفة المسافات وفق الصيغة (22) والتي توظف في إيجاد مصفوفة التباين والتباين المشترك المكانية للأخطاء.[7]

7- اختبار معامل موران للكشف عن الاعتماد المكاني

t Moran I coefficien :-

to detect spatial dependence

أن هذا الاختبار والذي يرمز له بالرمز I يستعمل لقياس الاعتماد المكاني أي لاختبار الارتباط الذاتي المكاني لأخطاء الأنموذج والذي يكون بطريقة مناظرة لطريقة اختبار دربن وأتسن (Durbin Watson) المألوفة في بيانات السلسلة الزمنية.[7] كذلك يحاول معرفة نمط انتشار ظاهرة معينة مكانيا وذلك من خلال دراسة التماثل في توزيع مفردات الظاهرة مكانيا ومدى الارتباط الذاتي بينهم، وان قيم موران تتراوح بين (1 − ، 1 +) حيث أذا كانت قيمته تقترب من (1−) فان نمط الانتشار يكون متباعد بينما أذا كانت قيمته تقترب من (1+) فان نمط الانتشار يكون متقارب أما أذا كانت قيمته تقترب من (0) فان ذلك يشير إلى النمط العشوائي في التوزيع المكاني.[2]

وفي الشكل البسيط عادة لربط وزن لكل زوج من (x_i, y_i) فان هذه الأوزان سوف تأخذ القيم للمتجاورات القريبة وتكون قيمتها واحد في مصفوفة الأوزان المكانية W أي $W_{ij} = 1$ وعدا ذلك فتكون صفر أي $W_{ij} = 0$، ويشار أحيانا إلى هذه الأوزان على أنها دالة مجاورة. [17]

وان صيغة إحصاءه موران I تحت فرضية العدم القائلة بعدم وجود اعتماد مكاني في الأخطاء تكون كالأتي:-

مجلة الادارة والاقتصاد / السنة – 42 العدد 122 /2019
ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

$$\mathbf{I} = \frac{\mathbf{n}\sum_{\mathbf{i=1}}^{\mathbf{n}}\sum_{\mathbf{j=1}}^{\mathbf{n}}\mathbf{W_{ij}}(\mathbf{e_i}-\bar{\mathbf{e}})(\mathbf{e_j}-\bar{\mathbf{e}})}{(\sum_{\mathbf{i=1}}^{\mathbf{n}}\sum_{\mathbf{j=1}}^{\mathbf{n}}\mathbf{W_{ij}})\,(\sum_{\mathbf{i=1}}^{\mathbf{n}}(\mathbf{e_i}-\bar{\mathbf{e}})^2)} \quad \dots(\mathbf{24})$$

إذ أن :

I : يمثل معامل موران لأخطاء الأنموذج

W_{ij} : تمثل عناصر مصفوفة الأوزان المكانية

e_j , e_i : تمثل أخطاء الأنموذج .

$\bar{e}$: يمثل متوسط أخطاء الأنموذج

n : تمثل حجم العينة.

8- طريقة الارتباط الذاتي المكاني للبواقي (RSA) لاختيار عرض الحزمة :-

في نماذج الانحدار اللامعلمي من الأمور المهمة هي اختيار عرض الحزمة والتي لها تأثير في مقدار التحيز والتباين، حيث عنده زيادة عرض الحزمة فان مقدار التحيز يزداد والتباين يتناقص عدا ذلك فان مقدار التحيز يتناقص والتباين يزداد [19]. وهناك العديد من الطرائق لإيجاد عرض الحزمة ومن بين هذه الطرائق :

- طريقة الارتباط الذاتي المكاني للبواقي:- Residual Spatial Autocorrelation (RSA)

إن هذه الطريقة (RSA) هي واحدة من طرائق تقدير عرض الحزمة h^* والتي تستعمل في إيجاد مصفوفة التباين والتباين المشترك المكانية للأخطاء Ω وقبل الدخول إلى كيفية استعمال هذه الطريقة نعرف عرض الحزمة بأنها دالة بدلالة حجم العينة تحت الشروط الآتية :

$$\lim_{n\to\infty} h^* = 0$$
$$\lim_{n\to\infty} n\, h^* = \infty$$

وان الهدف من هذه الطريقة هو الحصول على كمية ملائمة للتمهيد، أما كيفية عمل هذه الطريقة في اختيار عرض الحزمة h^* والتي يتم اختيارها من خلال استعمال أخطاء الاعتماد المكاني وبالاعتماد على إحصاءه موران (Moran's I Statistic) المستعملة حسب الصيغة (24) فتكون بإتباع الخطوات أدناه وباستعمال برنامج ماتلاب (Matlab) يتم الحصول على قيمة عرض الحزمة h^*. [7]

1- اختيار قيم موثوقة أولية لعرض الحزمة h^* حسب خبرة الباحث.

2- لكل قيمة لـ h^* من القيم المختارة في (1) نستخرج $\hat{m}(X)$ ثم بعد ذلك نجد قيمة الأخطاء من خلال الصيغة الآتية :-

$$e = y - \hat{m}(X) \qquad \dots(25)$$

3- نجد قيمة إحصاءه موران I من خلال الصيغة (24)

4- وهكذا لكل قيمة من h^* نستخرج احصاءة موران I.

5- نرسم قيم h^* ، I

6- نأخذ قيمة h^* التي تقابل اقل قيمة والتي تعتبر أفضل معلمة تمهيدية في التطبيق.

وان الهدف من هذه الاختيارات لعرض الحزمة h^* هو تقليل متوسط مربعات الخطأ (MSE) للمقدر والذي يمثل مجموع التباين للمقدر ومربع التحيز[19].

9- معيار العبور الشرعي لاختيار معلمتي التمهيد للطرائق اللامعلمية :-

Cross-Validation Criterion (CV) for the selection of parameters for the smoothing of non-Parametric methods

إن أفضل اختيار لقيمة معلمة التمهيد (h) باستعمال معيار العبور الشرعي (CV) وان صيغته تكتب على النحو الأتي :

$$CV(h) = n^{-1}\sum_{i=1}^{n}[Y_i - \hat{g}(X_i;h)]^2 \qquad \dots(26)$$

إذ أن :

$\hat{g}(X_i;h)$: تمثل مقدر دالة الانحدار اللامعلمي للمشاهدات المكانية ولكن بإهمال النقطة (X_i, Y_i).

إذ إن القيمة المثلى لمعلمة التمهيد $\hat{h}_{cv}$ هي القيمة التي تجعل معيار العبور الشرعي $CV(h)$ اقل ما يمكن ضمن مدى قيم (h) على التوالي $(h > 0)$. [18]

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

10 - معيار المقارنة بين طرائق التقدير :-

لغرض الوصول للمقدر الأكفأ هناك عدة معايير للمقارنة بين طرائق التقدير، ومن بين هذه المعايير تم استعمال معيار متوسط الخطأ النسبي المطلق Mean Absolute Parentage Error (MAPE) والذي يقيس مدى اقتراب أو ابتعاد القيمة المقدرة من القيم الحقيقية.
وصيغته الرياضية كالأتي :-

$$\mathrm{i}=1,\ldots,\mathrm{r}،\ \ \mathrm{MAPE}(\widehat{\mathrm{Y}}) = \frac{1}{\mathrm{r}}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{r}}\left|\frac{\widehat{\mathrm{Y}}_{\mathrm{i}}-\mathrm{Y}_{\mathrm{i}}}{\mathrm{Y}_{\mathrm{i}}}\right| \quad \ldots (27)$$

إذ أن :
Y : يمثل القيمة الحقيقية.
$\widehat{Y}$: يمثل القيمة المقدرة.
r : يمثل عدد التكرارات المستعملة لكل تجربة.
وان المقدر الأفضل هو الذي يحقق اقل قيمة لهذا المعيار.

11- وصف تجارب المحاكاة :-

تم تنفيذ تجارب المحاكاة من خلال استعمال البرنامج الإحصائي (Matlab 2014)، حيث تضمنت تجارب المحاكاة عدة خطوات وكالاتي :-
الخطوة الأولى : تم تحديد ثلاث حجوم عينات مختلفة وافتراض ثلاث قيم لمعلمة الخطأ المكاني λ.

الخطوة الثانية : في هذه الخطوة يتم توليد البيانات للمتغيرات العشوائية (X, ε).

الخطوة الثالثة : في هذه الخطوة يتم إيجاد مصفوفات الأوزان المكانية W، W^{Adj}.

الخطوة الرابعة : الدوال الرياضية

تم استعمال نوعين من الدوال الرياضية والتي تمثل دوال التمهيد لأنموذج (SPSEM) وهي كالأتي :-
1- الدالة الغير خطية وصيغتها هي كالأتي:- [7]

$$\mathrm{m(X)} = \sin(2\mathrm{X}) + 2e^{-2X^2}$$

2- الدالة غير الخطية وصيغتها هي كالأتي:- [15]

$$\mathrm{m(X)} = \mathrm{X} + 2e^{-16X^2}$$

الخطوة الخامسة : صيغ إنموذج (SPSEM)

في هذه الخطوة وبالاعتماد على دوال التمهيد التي تم إيجادها في الخطوة الرابعة يمكن كتابة صيغ أنموذج (SPSEM) والتي سوف تتم محاكاتها وكالاتي :-
1- الأنموذج الغير خطي وتكون صيغته كالأتي :-

$$\mathrm{Y} = \sin(2\mathrm{X}) + 2e^{-2X^2} + u$$
$$\mathrm{u} = \lambda\mathrm{Wu} + \varepsilon$$

2- الأنموذج الغير خطي وتكون صيغته كالأتي :-

$$\mathrm{Y} = X + 2e^{-16X^2} + \mathrm{u}$$
$$\mathrm{u} = \lambda\mathrm{Wu} + \varepsilon$$

الخطوة السادسة : مصفوفة التباين والتباين المشترك للأخطاء المكانية.

في هذه الخطوة يتم أيجاد مصفوفة التباين والتباين المشترك للأخطاء المكانية باستعمال مقدر (Kernel) والتي يرمز لها بالرمز (Ω)، والتي من خلالها يتم إزالة تأثير ارتباطات الأخطاء المكانية لأنموذج الخطأ المكاني شبه المعلمي (SPSEM).

الخطوة السابعة : يتم توظيف المتغيرات والدوال المولدة في تقدير الأنموذجين في الخطوة الخامسة باستعمال ثلاث طرائق للتقدير.

12- تنفيذ تجارب المحاكاة :-

مجلة الادارة والاقتصاد / السنة – 42 العدد 122 /2019
ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

يتم تنفيذ تجارب المحاكاة على إنموذج خطأ الانحدار الذتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) وكالاتي:
أولا- يتم تكرار تجربة المحاكاة 1000 مرة وذلك للحصول على درجة عالية من التقارب.
ثانيا- تم تحديد حجوم العينات وكالاتي :

n=25,75,150

ثالثا- تم تحديد قيم افتراضية لمعلمة الخطأ المكاني (λ) بثلاث مستويات $\lambda = 0.2,0.6,0.9$
رابعا- يتم توليد المتغيرات الخاصة بالأنموذج وكالاتي :

$X \sim U(0,1)$

$\varepsilon \sim N(0,\sigma^2) \qquad \sigma = 0.1,0.2,0.5$

خامسا- توليد مصفوفة الأوزان المكانية المعدلة حسب معياري Queen والمتمثلة W_Q^{Adj}.

سادسا- بعد توليد المتغير التوضيحي X ومتغير حد الخطأ ε ومصفوفة W_Q^{Adj} وتحديد قيم λ يتم تعويضها في صيغ أنموذجي (SPSEM) في الخطوة الخامسة وذلك للحصول على المتغير المعتمد Y لكل قيمة من قيم λ الثلاثة وأيضا لكل إنموذج من الأنموذجين وحسب معيار تجاور Queen لمصفوفة W_Q^{Adj} .

سابعا- استعمال مصفوفة التباين والتباين المشترك للأخطاء المكانية (Ω) وفق الصيغة (20) لإزالة تأثير ارتباطات الأخطاء المكانية لأنموذج (SPSEM) المبين بالصيغة (3).

ثامنا- مقارنة الطرائق اللامعلمية المستعملة والمقترحة في تقدير إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) وكما يلي :

1- استعمال طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل (LLEK2) وذلك لإزالة تأثير الارتباطات المكانية للأخطاء، حيث تتطلب هذه المصفوفة إيجاد عرض الحزمة (h*) بالاعتماد على الصيغة(25) ومصفوفة المسافات الاقليدية(d) وفق الصيغة(22) ، بعد ذلك حساب معيار المقارنة (MAPE) وحسب الصيغة (27).
2- استعمال طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الأولى (SUG1K2) والتي تتطلب إيجاد (h*) بالاعتماد على الصيغة(25) و (d) وفق الصيغة (22)، مع حساب معيار المقارنة (MAPE) وفق الصيغة (27).
3- استعمال طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الثانية (SUG2K2) والتي تتطلب إيجاد (h*) بالاعتماد على الصيغة(25) و(d) وفق الصيغة(22) ، مع حساب معيار المقارنة (MAPE) وفق الصيغة (27).

13- نتائج تجارب المحاكاة :-

هنا نستعرض نتائج تجارب المحاكاة التي استعملت للمقارنة بين طرائق التقدير شبه المعلميه المستعملة والمقترحة والتي تضم دالتين رياضية وثلاث مستويات لحجوم العينات والانحراف المعياري ومعلمة الخطأ المكاني λ من خلال استعمال معيار المقارنة (MAPE) لأنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) في ظل معيار التجاور المكاني والمتمثل بمعيار تجاور Queen، إذ تتم عملية المقارنة بين طرائق التقدير من خلال الجداول التي تبدأ من الجدول (1) إلى الجدول (6) والمبينة كالأتي :

جدول (1) يبين المعدل لقيم معيار (MAPE) لجميع حجوم العينات ولكافة طرائق تقدير (SPSEM) لدالة التمهيد $m(X_1)$ ومصفوفة الأوزان المكانية المعدلة باستعمال معيار Queen

حجم العينة	طرائق التقدير	$\sigma_1=0.1$		
		λ_1	λ_2	λ_3
n=25	LLEK2	0.1091	0.2851	0.3958
	SUG1K2	0.1218	0.2626	0.3028
	SUG2K2	0.2400	0.2149	0.4712
n=75	LLEK2	2.0347	1.0181	0.9482
	SUG1K2	21.8279	0.7203	1.3641
	SUG2K2	1.2574	0.7267	1.7625
n=150	LLEK2	2.4969	4.2383	2.0842
	SUG1K2	1.0089	1.3095	2.1320
	SUG2K2	5.7153	1.2723	1.7166

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

جدول (2) يبين المعدل لقيم معيار (MAPE) لجميع حجوم العينات ولكافة طرائق تقدير (SPSEM) لدالة التمهيد $m(X_1)$ ومصفوفة الأوزان المكانية المعدلة باستعمال معيار Queen

حجم العينة	طرائق التقدير	$\sigma_2=0.2$		
		λ_1	λ_2	λ_3
n=25	LLEK2	0.1061	1.2524	3.6260
	SUG1K2	0.1687	0.1925	0.2632
	SUG2K2	0.3695	0.1974	0.2066
n=75	LLEK2	1.3431	1.0185	1.6254
	SUG1K2	0.5833	3.1799	0.7078
	SUG2K2	0.6786	0.6490	0.7265
n=150	LLEK2	1.3901	5.2626	3.0962
	SUG1K2	2.8778	4.8484	7.8706
	SUG2K2	1.2633	4.0081	1.4574

جدول (3) يبين المعدل لقيم معيار (MAPE) لجميع حجوم العينات ولكافة طرائق تقدير (SPSEM) لدالة التمهيد $m(X_1)$ ومصفوفة الأوزان المكانية المعدلة باستعمال معيار Queen

حجم العينة	طرائق التقدير	$\sigma_3=0.5$		
		λ_1	λ_2	λ_3
n=25	LLEK2	0.4605	0.2550	0.1245
	SUG1K2	0.2387	0.2156	0.1647
	SUG2K2	0.2461	0.2214	0.1746
n=75	LLEK2	1.2464	0.7772	4.5741
	SUG1K2	5.8665	0.8061	1.9484
	SUG2K2	0.7712	0.6023	1.5357
n=150	LLEK2	1.4011	1.6358	1.5629
	SUG1K2	2.2239	1.5038	3.3401
	SUG2K2	1.3370	1.4366	1.7156

جدول (4) يبين المعدل لقيم معيار (MAPE) لجميع حجوم العينات ولكافة طرائق تقدير (SPSEM) لدالة التمهيد $m(X_2)$ ومصفوفة الأوزان المكانية المعدلة باستعمال معيار Queen

حجم العينة	طرائق التقدير	$\sigma_1=0.1$		
		λ_1	λ_2	λ_3
n=25	LLEK2	0.8937	0.2911	0.1925
	SUG1K2	0.2227	0.3009	0.3217
	SUG2K2	0.2071	0.2471	0.2437
n=75	LLEK2	2.5434	1.9598	1.6397
	SUG1K2	3.6651	3.6365	0.7872
	SUG2K2	0.6782	0.7111	0.7058
n=150	LLEK2	2.7473	1.2514	1.2574
	SUG1K2	1.1473	3.8119	2.4749
	SUG2K2	5.1233	1.7258	1.7404

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

جدول (5) يبين المعدل لقيم معيار (MAPE) لجميع حجوم العينات ولكافة طرائق تقدير (SPSEM) لدالة التمهيد $m(X_2)$ ومصفوفة الأوزان المكانية المعدلة باستعمال معيار Queen

حجم العينة	طرائق التقدير	σ_2=0.2		
		λ_1	λ_2	λ_3
n=25	LLEK2	0.1751	0.7085	0.1079
	SUG1K2	0.2595	0.9412	0.2843
	SUG2K2	0.1641	0.2099	0.1708
n=75	LLEK2	0.8051	2.6171	1.9254
	SUG1K2	0.8862	4.4855	1.6584
	SUG2K2	0.7113	2.4716	1.8884
n=150	LLEK2	1.3206	1.2622	1.5123
	SUG1K2	2.8165	3.6940	5.5656
	SUG2K2	1.3548	1.5457	1.2894

جدول (6) يبين المعدل لقيم معيار (MAPE) لجميع حجوم العينات ولكافة طرائق تقدير (SPSEM) لدالة التمهيد $m(X_2)$ ومصفوفة الأوزان المكانية المعدلة باستعمال معيار Queen

حجم العينة	طرائق التقدير	σ_3=0.5		
		λ_1	λ_2	λ_3
n=25	LLEK2	0.2133	0.1143	0.1482
	SUG1K2	0.2860	0.1273	0.4824
	SUG2K2	0.2398	0.2974	0.2383
n=75	LLEK2	3.9280	1.2114	3.4975
	SUG1K2	18.9113	1.5251	0.6519
	SUG2K2	0.6383	4.7074	0.5894
n=150	LLEK2	9.2724	1.4355	6.3188
	SUG1K2	2.0811	1.3627	2.2843
	SUG2K2	2.5690	1.1922	5.1991

الجدول (7) يوضح أفضل طريقة في التقدير من بين الطرائق، حيث تضمن هذا الجدول تكرار ظهور القيمة الأصغر لمعيار (MAPE) للأنموذجين الخاصة (SPSEM) في حالة معيار تجاور Queen ولكل طرائق التقدير ويتضح من خلاله عدد التكرارات والنسب حسب تسلسل أفضلية طرائق التقدير.

حيث نجد من خلال الجدول (7) بأن طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الثانية (SUG2K2) هي من أفضل طرائق التقدير بنسبة مقدارها 50% أي تمتلك أعلى نسبة من بين طرائق التقدير لأنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) في ظل مصفوفة الأوزان المكانية المعدلة لمعيار تجاور Queen، وتليها طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل (LLEK2) بنسبة مقدارها 27.78% أي تمتلك ثاني أعلى نسبة، بعد ذلك طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الأولى (SUG1K2) وبنسبة مقدارها 22.22% أي تمتلك ثالث أعلى نسبة.

جدول (7) يوضح تسلسل نسبة وتكرار أفضلية الطرائق المستعملة والمقترحة لأنموذج SPSEM في ظل مصفوفة الأوزان المكانية المعدلة لمعيار تجاور Queen

ت	طرائق التقدير	النموذج الأول	النموذج الثاني	عدد التكرار	مقدار النسبة %
1	SUG2K2	14	13	27	50
2	LLEk2	5	10	15	27.78
3	SUG1K2	8	4	12	22.22
	$\sum$	27	27	54	100

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

14- الاستنتاجات :-

بعد إجراء وصف وتنفيذ تجارب المحاكاة على إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) في ظل معيار تجاور Queen وما تم عرضه من نتائج للحصول على أفضل طريقة استنتج الباحث ما يلي :-

1- اعتمادا على معيار متوسط الخطأ النسبي المطلق (MAPE) نستنتج عند مقارنة طرائق التقدير شبه المعلميه المستعملة والمقترحة في تقدير إنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي (SPSEM) حسب مصفوفة الأوزان المكانية المعدلة في ظل معيار تجاور Queen أن أفضل طريقة هي ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الثانية (SUG2K2).

2- نلاحظ أن استعمال طريقة (SUG2K2) أظهر تقدما بشكل كامل على بقية طرائق التقدير المقترحة والمستعملة كونها حققت اقل قيمة لمعيار (MAPE) أي بتكرار 27 مرة من مجموع 54حالة تكرار وبنسبة مقدارها 27.78% في حالة جميع حجوم العينات ومستويات الانحراف المعياري وقيم معلمة الخطأ المكانيλ المفترضة وللنموذجين المستعملة في المحاكاة.

3- أظهرت النتائج أن طريقة (SUG1K2) في الأنموذج الأول أعطت نتائج أفضل من طريقة (LLEK2) في حين أن طريقة (LLEK2) في الأنموذج الثاني هي الأفضل من طريقة (SUG1K2).

4- أظهرت طرائق التقدير المقترحة لأنموذج خطأ الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي(SPSEM) في اغلب الحالات تقدما ملحوظا مقارنة مع طريقة التقدير المستعملة.

15- التوصيات :-

بناءً على الاستنتاجات التي تم التوصل إليها من خلال النتائج التجريبية، يمكن أدراج أهم التوصيات وكالاتي :-

1- استعمال طريقة ذو المرحلتين للمقدر الخطي الموضعي باستعمال دالة كيرنل المقترحة الثانية (SUG2K2) لتقدير نماذج الانحدار الذاتي المكاني شبه المعلمي، لما تبديه من فاعلية مقارنةً مع الطرائق الأخرى.

2- استعمال معيار تجاور Queen لمصفوفة الأوزان المكانية المعدلة $\left(W_R^{Adj}\right)$ للنماذج المكانية اللامعلمية وشبه المعلميه.

3- استعمال معيار (MAPE) للمفاضلة بين طرائق تقدير نماذج الانحدار الذاتي المكاني اللامعلمي وشبه المعلمي كونه اظهر كفايته.

4- استعمال طرائق التقدير المستعملة والمقترحة وتطبيقها على بيانات حقيقية.

5- استعمال طرائق أخرى لإيجاد المسافات بين مواقع المشاهدات.

المصادر :-

1- المصادر العربية:-

1. *رشيد، حسام عبد الرزاق، (2014)،"الممهدات اللامعلمية لأنموذج المعاملات المتغيرة والمتغيرة جزئيا"، أطروحة دكتوراه في الإحصاء، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة بغداد.*
2. *عطرة، سامي غني خضير، (2011)، "طرائق بيز في تحليل نموذج القياس الاقتصادي"، أطروحة دكتوراه في الإحصاء، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة بغداد.*
3. *علي، عمر عبد المحسن وهادي، سوسن قاسم، (2014)، "تقدير نماذج الانحدار الحيزي لنسب الفقر في أقضية العراق للعام 2012"، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، جامعة بغداد، المجلد (20)، العدد (79)، صفحات (351 – 337)*

2- المصادر الأجنبية:

4. Anselin, L. (1988). "Spatial Econometrics: Methods and Models". Kluwer Academic Publishers Dordrecht Google Scholar.
5. BjØrnstad, O. N. & Falck, W. (2001)."Nonparametric spatial covariance functions : estimation and testing". Environmental and Ecological Statistics , 8(1), 53-70.

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.122.33

6. Drukker, D. M. (2009, November)." Analyzing spatial autoregressive models using Stata". In *Italian Stata Users Group meeting*.
7. Gerolimetto, M., & Magrini, S. (2009). "Nonparametric regression with spatially dependent data". Department of Economics WP, 20- 2009.
8. Härdle, W. (1990). Applied nonparametric regression (No. 19). Cambridge university press.
9. Härdle, W., & Linton, O. (1994)."Applied nonparametric methods" . Handbook of econometrics, 4, 2295-2339.
10. Jiaqing Chen, Renfu Wang and Yangxin Huang, "Semiparametric Spatial Autoregressive Model: A Two-Step Bayesian pproach". Ann Public Health Res 2(1): 1012 ,2015.
11. Racine, J., Su, L., & Ullah, A. (Eds.). (2014). "The Oxford Handbook of Applied Nonparametric and Semiparametric Econometrics and Statistics". Oxford University Press.
12. LeSage, J. P. (1999). "The theory and practice of spatial econometrics". University of Toledo. Toledo, Ohio, 28, 33.
13. LeSage, J. P. (2004). "Lecture 1: Maximum likelihood estimation of spatial regression models". Available online at www4. fe. uc. pt/ spatial/doc/lecturel. pdf.
14. Li, Q., & Racine, J. S. (2007)." Nonparametric econometrics: theory and practice". Princeton University Press.
15. Martins-filho, C., & Parmeter, C. F. (2009)." Nonparametric Regression With A Parametric Spatial Auto Regressive Error Structure".
16. Mauricio S. (2017)." Introduction to Spatial Econometric". Universidad Católica del Norte.
17. Paradis, E. (2017)." Moran's autocorrelation coefficient in comparative methods".
18. Ruppert, D., Wand, M.P., and, Carrol, R.J., 2003. "Semi parametric regression. Cambridge series in statistical and probabilistic mathematics".
19. Wu, H., & Zhang, J. T. (2006). "Nonparametric regression methods for longitudinal data analysis: mixed-effects modeling approaches" (Vol. 515). John Wiley & Sons.
20. http://www.arabgeographers.net/up/uploads/13682261951.pdf