

توظيف نماذج الانحدار المكاني لبيانات مضببة وغير مضببة للعوامل المؤثرة بالاصابة بسرطان الثدي
في العراق

Employing spatial regression models to fuzzy and un fuzzy data for factors affecting breast cancer incidence in Iraq

أ.م. د أسماعيل هادي جلوب

Asst.Prof.Dr.Ismail Hadi Globe²

Ismail.hh@gmail.com

جامعة التقنية الادارية / الكلية التقنية الادارية بغداد

Administrative Technical College, Baghdad

امنه حسين شوق علي¹

Amna Hussein Shawq¹

dac0001@mtu.edu.iq

جامعة التقنية الادارية / الكلية التقنية الادارية بغداد

Technical Administrative College of Baghdad

المستخلص:

لتحليل البيانات ذات التأثير المكاني جاء مفهوم نماذج الانحدار المكاني (spatial regressive model) اسلوباً جديداً لتحليل البيانات المكانية والتي تعتمد بتحليل البيانات على المكان بدل السنوات لدراسة التأثيرات المباشرة لمجموعة من العوامل المؤثرة , حيث ان الظاهرة معينة تتأثر بالعديد من العوامل ذات التأثير المباشر بالظاهرة . في بحثنا هذا استخدمنا بيانات الاصابة بسرطان الثدي واهم العوامل المؤثرة بالاصابة واستخدام نماذج الانحدار المكاني لتحليل البيانات ومنها : نموذج الانحدار الذاتي (SAR) و نموذج الخطا المكاني SEM ونموذج الانحدار الذاتي المضبب FSAR , ولغرض تقدير معالم نماذج الانحدار استخدمنا طريقتي: طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية و طريقة دالة الامكان الاعظم وللمقارنة بين طرائق استخدمنا معيار المقارنة متوسط مربع الخطأ (MSE) , كما تم تضبيب البيانات التي تم جمعها للمرضى واستخدام طرائق البحث عليها لتحديد اي نموذج الافضل و كانت اهم الاستنتاجات هي ان طريقة الامكان الاعظم لنموذج SAR هي الافضل باختلاف حجم العينة المستعملة وعدد المتغيرات التوضيحية.

الكلمات المفتاحية : نماذج الانحدار المكاني ، مصفوفة الاوزان المكانية ، طريقة المربعات الصغرى ، طريقة الامكان الاعظم ، متوسط مربعات الخطا ، منطق الضبابي

Abstract

To analyze data with The spatial effect of the data, the concept of spatial regression models came as a new method for analyzing spatial data, which relies on analyzing data on location instead of years to study the direct effects of a group of influencing factors, as a particular phenomenon is affected by many factors that have a direct impact on the phenomenon. In this research, we used breast cancer incidence data, the most important factors affecting the incidence, and the use of spatial regression models to analyze the data, including: the autoregressive model (SAR), the spatial error model, SEM, and the fuzzy autoregressive model, FSAR. For the purpose of estimating the parameters of the regression models, we used two methods: the ordinary least squares method and the maximum likelihood method, For comparison of the methods we used mean squares error , The data collected for patients were also blurred and research methods were used to determine which model is the best. The most important conclusions were that the method of greatest possibility of the SAR model is the best according to the size of the sample used and the number of explanatory variables.

Keywords: Spatial regression models, spatial weights matrix, the ordinary least squares method , the maximum likelihood method, mean squares error, fuzzy logic

الرموز	المصطلحات
(spatial autoregressive model(SAR))	1- الانحدار الذاتي المكاني
(spatial error model(SEM))	2- الانحدار الخطا المكاني
(Fuzzy spatial autoregressive model (FSAR))	3- الانحدار الذاتي الضبابي
(Ordinary Least Squares (OLS))	4- طريقة مربعات الصغرى
(maximum likelihood estimated (MLE))	5- طريقة الامكان الاعظم
(Mean Square Error (MSE))	6- متوسط مربعات الخطا

1. المقدمة

الظواهر المختلفة تتأثر بعدة عوامل منها ذات تأثير مباشر، العوامل ذات التأثير المباشر يمكن تطبيق عليها النماذج السببية والتي تكون صياغة نماذجها على ما يعرف بالسبب ونتيجة. وتأتي في مقدمة هذه النماذج ما تسمى بنماذج الانحدار المكاني وتعرف بأنها أداة إحصائية تقوم ببناء أنموذج إحصائي وذلك لتقدير العلاقة بين المتغير التابع والمتغيرات التوضيحية، حيث ينتج معادلة إحصائية توضح المتغيرات التي تؤثر في سلوك الظاهرة و العلاقة بين قيم المتغير نفسه [8] وحيث ان نماذج الانحدار المكاني تستخدم لتحليل البيانات المكانية التي تحتوي على المشاهدات مرتبطة مكانيا، وان اهمال فكره ترابط المكاني بين البيانات المكانيه يؤدي إلى مقدرات غير متنسقة و متحيزة. لذا فإن التأثيرات المكانية هي السبب الأساسي في وجود نماذج الانحدار المكاني احد نماذج الاقتصاد القياسي المكاني احـد فروع النماذج السببية والتي تعتمد تأثير لكل متغير يتوزع على أساس المكان وليس على أساس الزمان. [3] تم تطبيق نماذج الانحدار المكاني في العديد من مجالات الدراسة ومنها المجال الطبي لذلك في بحثنا هذا استخدمنا بيانات الاصابة بسرطان الثدي واهم العوامل المؤثرة بالاصابة ومنها (العمر , الموقع الجغرافي , الحالة الاجتماعية والاقتصادية والإنجابية ، تناول الهرمونات ، عوامل الخطر المتعلقة بنمط الحياة (التدخين ، النظام الغذائي ، السمنة والنشاط البدني) ، والتاريخ العائلي و توظيف نماذج الانحدار المكاني (SAR , SEM, FSAR) ثم استخدام طرائق التقدير هي طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية OLS و طريقة دالة الامكان الاعظم MLE و للمقارنة بين النماذج أستعمل معيار المقارنة متوسط مربع الخطأ (MSE). وبظهور فكرة المنطق المضرب بأستعمالها في عدة مجالات لحل مشكلة التعبير عن العبارات التي لا يمكن قياسها عدديا او بيانات تكون غير واضحة يتم صياغتها عدديا بشكل فترات تنتمي عليها بدل من نقاط [4] وبذلك نستخدم المنطق المضرب في تحويل البيانات التي تم جمعها الى بيانات مضربية ثم توظيف نماذج الانحدار المكاني و الطرائق التقدير و المقارنة المذكوره اعلاه لتحديد افضل نموذج مستخدم .

2- منهجية البحث

1-2 مشكلة البحث :

أن تحليل ظاهرة الاصابة بسرطان الثدي والعوامل المؤثرة بالاصابة قد تظهر مشكلة كون المشاهدات مرتبطة مكانيا عند استخدام طرائق الإحصائية القياسية التي لا تأخذ بنظر الاعتبار التأثيرات المكانية للبيانات مما يؤدي الى ضياع معلومات مهمة عن تلك الظاهرة المدروسة تنعكس في نهاية المطاف على قوة تقدير المؤشر الاحصائي المستخرج

2-2 هدف البحث ان الهدف الاساسي للبحث هو الحصول على افضل مقدرات لنماذج الانحدار المكاني وتحديد اهم العوامل المؤثرة

بالاصابة بسرطان الثدي ذات التأثير المباشر بالظاهرة باستخدام نماذج الانحدار المكاني وطرائق التقدير والمقارنة , كما يتم تضبيب البيانات للتعبير عن العبارات التي لا يمكن التعبير عنها لغويا واستخدام طرائق البحث عليها للوصول الى افضل مقدر

1.4 الانحدار المكاني

اداة احصائية تصيغ نماذجها بشكل علاقات رياضية لتحديد العلاقة بين متغير الاستجابة ومتغيرات التوضيحية مع اخذ بالاعتبار وجود روابط بين المشاهدات الظاهرة ومجاوراتها في عينة البحث , اي يوجد الارتباط الذاتي المكاني في البيانات العينة [13] , ان أساليب الانحدار المكاني تمكن من حساب الاعتمادية المكانية بين المشاهدات والتي تنشأ من نقاط أو مناطق تقع في فضاء عينة . وهذه البيانات التي يتم جمعها من المناطق أو النقاط الموجودة لعينة الدراسة تكون غير مستقلة ، بل لها ارتباط مكاني وتأثير مكاني فيما بينها ، وان الملاحظة في موقع معين تظهر قيم تكون مشابهة لتلك القيم في المواقع المجاورة او القريبة , و تعتمد نماذج تحليل الانحدار المكاني بشكل أساسي على مصفوفة وزن (W) المكانية [3].

1.1.4 انموذج الانحدار الذاتي المكاني (SAR) spatial auto regressive model

إن أنموذج الانحدار الذاتي المكاني (SAR) وهو احد الادوات الاحصائية المهمة لتحليل البيانات ذات الارتباط المكاني ، ويذكر كلا من (Chong Won Kim, 2003 وأخرون) [1] على انه أنموذج مختلط لأنه يدمج أنموذج انحدار خطي وأنموذج تأخر مكاني على المتغير التابع. الصيغة الرياضية لانموذج (SAR) كما موضح في ادناه [8] :

$$Y = \rho W y + X\beta + e \quad (1)$$

$$Y = (I_N - \rho W_1)^{-1} X\beta + (I_N - \rho W_1)^{-1} \varepsilon \quad (2)$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I) \quad (3)$$

إذ أن:-

W: مصفوفة المتجاورات أبعادها (n × n)

ρ: معلمة التأثيرات المكانية أو تسمى معلمة الانحدار الذاتي المكاني.

إن قيمة معلمة الانحدار المكاني تقع بين $-1 < \rho < +1$

عندما تكون قيمة $\rho = 0$ انه لا يوجد ارتباط ذاتي مكاني , ويكون نموذج الانحدار هو النموذج الكلاسيكي $Y = X\beta + \varepsilon$

-وفي حالة إن $\rho > 0$ أي انه ارتباط ذاتي موجباً، تميل القيم المجاورة إلى أن تكون متشابهة لبعضهما البعض

-أما في حالة $\rho < 0$ أي انه ارتباط ذاتي سالب، تميل القيم المجاورة إلى ان تكون مختلفة عن بعضهما البعض.

وحيث $e = \lambda W_2 e + \varepsilon$

Spatial Error Model: (SEM)

2.1.4 انموذج الخطأ المكاني

عند تحليل البيانات ذات الارتباط او تتاثر بالملاحظات المجاورة لها بنماذج الانحدار الكلاسيكي تظهر مشكلة استقلالية البيانات وضياع المعلومات مهمة [7]، ولحل هذه المشكلة نستخم نموذج الخطأ المكاني والذي يفترض ان أخطاء الانموذج لها ارتباط مكاني (عكس افتراض استقلال الأخطاء في الانموذج الكلاسيكي)، لذلك يعمل هذا الانموذج (spatial error model) على معالجة الخطأ المكاني , الصيغة الرياضية للنموذج كالتالي [2]:

$$Y = X\beta + e \quad (4)$$

$$e = \lambda W_2 e + \varepsilon \quad (5)$$

$$e = (I - \lambda W)^{-1} \varepsilon$$

$$Y = X\beta + [(I_N - \lambda W_2)]^{-1} \varepsilon \quad (6)$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$$

حيث λ هي معلمة الانحدار الخطأ المكاني التي ستقدر مع معاملات الانحدار أو هي معلمة معامل التأخر المكاني على الخطأ. e. يلاحظ في نموذج الخطأ المكاني (Spatial Error Model) معلمة الاعتماد المكاني تكون في تعبير الخطأ، إذا كانت ($\lambda = 0$) فهذا يعني انه لا يوجد ارتباط مكاني بين الأخطاء للملاحظات المتجاورة i, j ، ويعني بأن أنموذج الانحدار الخطي الكلاسيكي هو الانموذج المناسب، أما إذا كانت ($\lambda \neq 0$) يعني وجود الاعتماد مكاني بين الأخطاء للملاحظات المتجاورة.

2.4 مصفوفة الأوزان المكانية (Spatial Weights Matrix)

تصف مصفوفة الوزن الملاحظات بشكل أزواج من العلاقات بين الوحدات حيث ان كل عنصر في المصفوفة يمثل علاقة الارتباط المكاني بين زوج من المواقع (i, j) وتكون المصفوفة مربعة ومبنية على اساس من علاقات التجاور للتأثيرات المكانية لكل موقع (i) مع المواقع الأخرى (j)، وتكون العناصر القطرية في المصفوفة مساوية الى الصفر، وهناك العديد من مصفوفة الأوزان المكانية ومنها [6]:

1.2.4 التقريب الخطي: Linear contiguity عندما تكون $w_{ij} = 1$ فان للكيانات i, j ال متجاورتين وتشاركان في

ميزة مشتركة لمنطقة الاهتمام

اما اذا كانت $w_{ij} = 0$ ، حيث ان i, j ليست متجاورة ولا يوجد حط مشترك بينهما

2.2.4 تلامس: Rook contiguity قيمة العناصر التي تأخذ القيمة واحد هي في حالة اذا كانت منطقتان متجاورتان

تتشاركان بميزة مشتركة وفي اي جانب بشكل +، اما العناصر الأخرى لهذه المصفوفة تأخذ القيمة صفر

3.2.4 التواصل: Bishop contiguity التجاور يكون اذا كانت منطقتان تتشاركان في نقطة وبهذه النقطة يكون حد مشترك

بين المنطقتين \times وتكون قيمة العنصر مساوياً الى الواحد وفيما عدا ذلك يكون العنصر مساوياً الى الصفر .

4.2.4 التجاور: Queen contiguity هي المصفوفة التي تجمع عناصرها من عناصر مصفوفة التجاور (Rook)

وعناصر مصفوفة (Bishop)، اي يكون التجاور في هذه المصفوفة حداً مشتركاً او نقطة مشتركة و بشكل +.

3.4 المنطق الضبابي fuzzy logic

قدم د. لطف زاده عام 1965 مفهوم المجموعة الغامضة Set Fuzzy والتي تختلف عن المجموعة الكلاسيكية في أنها تتيح لكل عنصر انتماء جزئي للمجموعة [10]، حيث يكون لكل عنصر درجة من الانتماء للمجموعة بقيمة تتراوح بين (صفر وواحد)، بمعنى ان الانتماء الواحد هو العضوية الكاملة والصفر هو عدم العضوية، اما القيم بينهما تشير إلى درجات العضوية الجزئية، يعتمد المنطق الضبابي على مفهوم منها:

1.3.4 الرقم الغامض [10][11]: يصف الرقم الضبابي الحالات غير المؤكدة أو البيانات غير الواضحة كمتغيرات تنتمي إلى مجاميعها

وليس لها ارتباط كامل، أو متغيرات ذات معنى لا يمكن قياسها عددياً، ويمكن تمثيلها بشكل فترات

2.3.4 وظيفة العضوية (الانتماء) [10][11]: تستخدم لتحديد كيفية انتماء اي عنصر x إلى المجموعة ضبابية A ضمن مجموعة شاملة

X يحدد له قيمة في الفترة ما بين $[0, 1]$ ويرمز لها $\mu_A(X)$ وأكثرها شيوعاً :-

1 - دالة الانتماء المثلثية: [10][11] Trigonometric membership function

تتميز هذه الدالة بثلاث معاملات a, b, c ، ويمكن تمثيله بالصيغة التالية:

$$\mu_{A(x)} = \begin{cases} \frac{x - a}{b - a} & \text{if } a \leq x \leq b \\ \frac{c - x}{c - b} & \text{if } b \leq x \leq c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

2- المنحرف شبه دالة Trapezoidal membership function: [10][11]

تتميز هذه الدالة بأربع معلمات a, b, c, c ، كما تتمثل بالصيغة الآتية:

$$\mu_A(Z) = \begin{cases} \frac{Z - a}{b - a}, & \text{if } a \leq Z \leq b \\ 1, & \text{if } b \leq Z \leq c \\ \frac{d - x}{d - c} & \text{if } c \leq x \leq d \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

3- الجرس شكل دالة Bell-shaped Membership Function

وتسمى أيضاً بالدالة الكاوسية Gaussian Function , وتمثل كما في الصيغة الآتية:

$$\mu_{A(x)} = e^{-\frac{(x - a)^2}{b}}, \quad \text{if } -\infty \leq x \leq \infty \quad (9)$$

3.3.4 الصيغة العامة للنموذج الانحدار الذاتي المضرب (fuzzy spatial autoregressive model) [11][12]

و بعد تحويل الرقم العادي إلى رقم ضبابي بدالة الانتماء تكون الصيغة :

$$y_c = \rho W y_c + Z_c \beta + e_c \quad (10)$$

عندما تكون $\rho \neq 0$ فان

$$Y_c = (I - \rho W)^{-1} Z_c \beta + (I - \rho W)^{-1} e_c \quad (11)$$

حيث ان y_c متجة $(n \times 1)$ يمثل الاعداد الضبابية للمتغير المعتمد

I : مصفوفة الوحدة ببعد $(N \times N)$

ρ : معلمة الانحدار المكاني

W : مصفوفة الاوزان المكانية

e_c : متجة $(n \times 1)$ يمثل الاخطاء العشوائية للنموذج المضرب

Z_c : مصفوفة $(n \times k)$ لمتغيرات مستقلة للرقم الضبابي

β : متجة $(n \times 1)$ يمثل معلمات النموذج الواجب تقديره

4.4 طرائق التقدير

سيتم استعراض الطرائق التقدير : (OLS) المربعات الصغرى الاعتيادية و (MEL) الامكان الاعظم المستعملة في تقدير نماذج الانحدار (SAR) و (SEM) و (FSAR) :

1.4.4 طريقة المربعات الصغرى (Ordinary Least Squares (OLS)

يعد نموذج الانحدار العالمي الكلاسيكي (أي باستخدام طريقة (OLS) للتقدير) هو الأكثر شهرة بين جميع تقنيات الانحدار. ويهدف الى تقدير متجه معاملات الانحدار β بواسطة طريقة المربعات الصغرى العادية (OLS) بحيث يتم تقليل الفرق التربيعي الإجمالي بين القيم المرصودة والمتوقعة لمتغير الاستجابة ومتغيرات التوضيحية^[2]. يُعرف هذا النوع من الانحدار باسم "عالمي" بسبب الثبات المكاني لتقديرات معامل، مما يعني أنه يمكن تطبيق نموذج واحد بالتساوي على مجالات الاهتمام المختلفة.. يتم تعريف (OLS) على أنه المعادلة التالية:^[5]

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (12)$$

ويمكن إعادة صياغتها بالتالي:

$$\varepsilon' \varepsilon = (Y - X\beta)' (Y - X\beta)$$

وباشتقاقات ومساواة المعادلة الناتجة بالصفير نحصل على تقدير β :

$$b_{(OLS)} = (X'X)^{-1} X' Y \quad (13)$$

1.1.4.4 تقدير المربعات الصغرى الاعتيادية لانموذج (SAR)

لتقدير النموذج الانحدار الذاتي المكاني (SAR) (بطريقة (OLS) يمكن تقدير متجه معاملات الانحدار β بواسطة طريقة المربعات الصغرى العادية (OLS) بحيث من المفترض أن المتغيرات التوضيحية مستقلة وتتبع التوزيع الطبيعي في ظل هذه الافتراضات ، فإن تقدير (OLS) يكون غير متحيز وطبيعي ومن الممكن ان يكون فعال احصائيا للنماذج الانحدار المكاني . كما هو موضح في أدناه:^[8] نموذج (SAR) وحسب صيغته^[2]:

$$Y = \rho WY + X\beta + \varepsilon \quad (14)$$

ويمكن إعادة كتابته بالصيغة الآتية:-

$$\varepsilon' \varepsilon = [(I - \rho W) Y - X\beta]' [(I - \rho W) Y - X\beta]$$

وبإجراء عدة اشتقاقات بالنسبة ومساوات المعادلة إلى الصفير نحصل على الآتي:-

$$b_{(OLS)} = (X' X)^{-1} X' Y - \rho (X' X)^{-1} X' WY \quad (15)$$

2.1.4.4 تقدير المربعات الصغرى الاعتيادية لانموذج (SEM)

لتقدير نموذج الخطا المكاني (spatial error model) بطريقة (OLS) بحيث من المفترض أن الأخطاء مستقلة وتتبع التوزيع الطبيعي في ظل هذه الافتراضات ، وكما موضح ادناه:^[7]

$$\varepsilon = \rho W\varepsilon + u, \quad \text{where } \varepsilon/x \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma^2, I_n) \quad (16)$$

$$\varepsilon = (I - \rho W)^{-1} u$$

$$E(\varepsilon \varepsilon^T) = \sigma^2 (I - \rho W)^{-1} [(I - \rho W)^{-1}]^T \quad (17)$$

ويمكن إعادة صياغتها بالشكل التالي :

$$E(Wy \varepsilon^T) = E[W(I - \rho W)^{-1} (X\beta - WXy) + W(I - \rho W)^{-1} \varepsilon] \varepsilon^T \quad (18)$$

$$= [W(I- \rho W)^{-1} (X\beta- WXy) E(\varepsilon^T) + W(I-\rho W)^{-1} E[\varepsilon\varepsilon^T]$$

باشتقاق المعادلة بالنسبة إلى β ومساواتها للصفر نحصل على

$$b_{ols} = (X'W^{-1}X)^{-1}X'W^{-1}Y \quad (19)$$

3.1.4.4 طريقة المربعات الصغرى (FSAR) [11][12]

يكون التقدير للنموذج بعد تحويل الرقم الضبابي إلى رقم عادي بدالة الانتماء المثلثية :

وان معادلة الخطأ:

$$e_c = Y_c - \rho WY_c - Z_c\beta \quad (20)$$

$$e'_c e_c = Y'_c Y_c - 2Y'_c Z_c\beta - 2\rho Y'_c WY_c + 2\rho Y'_c W'Z_c\beta + \\ + \beta'Z'_c Z_c\beta + \rho^2 Y'_c W'WY_c$$

نشقق المعادلة بالنسبة إلى $(e'_c e_c)$ و β ومساواتها إلى الصفر نحصل على :

$$\hat{\beta} = (Z'_c Z_c)^{-1}Z'_c Y_c - \rho(Z'_c Z_c)^{-1}Z'_c WY_c \quad (21)$$

2.4.4 طريقة تقدير الإمكان الأعظم:

طريقة تقدير الإمكان الأعظم (MLE), هي إحدى الطرائق الأكثر أهمية لأنها تعطي أفضل تقدير للمعلمة من بين عدة تقديرات ممكنة، ومن الممكن التقدير بهذه الطريقة للنماذج الانحدار (FSAR), (SEM), (SAR), والتي تم تحديد النماذج لأول مرة بواسطة Ord (1975) بافتراض انها حالة الطبيعية لشروط الخطأ^[5]. ثم يتبع الاحتمال المشترك من التوزيع الطبيعي متعدد المتغيرات الى Y على عكس ما ينطبق على نموذج الكلاسيكي.

1.2.4.4 تقدير الإمكان الأعظم لانموذج: (SAR)

إن دالة الإمكان الأعظم لهذا الانموذج هي^[5]:

$$\text{Ln } L(\beta, \rho, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \text{Ln } 2 \prod - \frac{n}{2} \text{Ln } \sigma^2 + \text{Ln} |(I-\rho W)| - (1/2\sigma^2)[(Y - \rho WY - X\beta)'(Y - \rho WY - X\beta)] \quad (22)$$

وبأجراء الاشتقاق بالنسبة إلى β و σ^2 ومساواتها بالصفر نحصل على:

$$b_{(MLE)} = [(X' X)^{-1} + X' (I - \rho W)Y] \quad (23)$$

2.2.4.4 تقدير الإمكان الأعظم لانموذج (SEM) :

يكون الاهتمام في هذا النموذج (θ) وهي التي توضح الارتباط بين البواقي. ^{[9][7]}

اما دالة الإمكان الأعظم لهذا الانموذج هي:-

$$L(\beta, \theta, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \text{Ln } 2 \prod - \frac{n}{2} \text{Ln } \sigma^2 + \text{Ln} | (I - \theta W) | - (1/2\sigma^2)[(Y-X\beta)'(I-\theta W)'(I-\theta W)(Y-X\beta)] \quad (24)$$

وبأجراء الاشتقاق بالنسبة إلى β و σ^2 ومساواتها بالصفر نحصل على

$$b_{(MLE)} = [(X' (I - \theta W)' (I - \theta W) X]^{-1} X (I - \theta W)' (I - \theta W) Y \quad (25)$$

3.2.4.4 طريقة تقدير الامكان الاعظم (FSAR): [11][12]

لتقدير انموذج الانحدار الذاتي المضرب اذا كانت $\rho \neq 0$

$$L(\beta, \rho, \sigma^2 / Y_C, Z_C) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} |I - \rho W| \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} e'e \right]$$

$$\ln(L) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln\sigma^2 + |I - \rho W| - \frac{1}{2\sigma^2} e'e$$

وعندما تكون معادلة الخط المكاني الضبابي وبالتعويض نحصل على :

$$\ln(L) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln\sigma^2 + |I - \rho W| - \frac{1}{2\sigma^2} (Y_C - \rho W Y_C - Z_C \beta)' (Y_C - \rho W Y_C - Z_C \beta) \quad (26)$$

وباشتقاق المعادلة بالنسبة إلى σ^2 ، β ومساواتها إلى الصفر نحصل على :

$$\hat{\beta}_{MLE} = (Z'_C Z_C)^{-1} Z'_C (I - \rho W) Y_C \quad (27)$$

5.4 مقياس المقارنة : للمقارنة بين المقدرات الاحصائية والمفاضلة فيما بينها ، سيتم استخدام أهم المقاييس الاحصائية ، وهو متوسط مربعات الخطأ (MSE) اذ يعتبر الاكثر شيوعاً ، فهو يقيس مدى اقتراب المقدر وابتعاده عن القيم الحقيقية الصيغة الرياضية :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\lambda} - \lambda)^2 \quad (28)$$

n = عدد مرات تكرار التجربة

$\hat{\lambda}$ = القيمة المقدر

λ = القيمة الحقيقية

5. الجانب العملي : في هذا المبحث يتم تطبيق طرق البحث الاحصائية التي جاءت بالجانب النظري على البيانات الحقيقية التي تم جمعها من المركز الوطني للكشف المبكر عن الاورام / استشارية امراض الثدي التابع لوزارة الصحة العراقية / دائرة مدينة الطب ومن طبلات المرضى المراجعين لايجاد افضل مقدر لنماذج الانحدار المكاني .

1.5 عينة المسح بالنسبة للبيانات الحقيقية

أ- تصميم العينة

بلغ حجم العينة (500) طلبة مريض, لمحافظة بغداد وخمس محافظات مجاورة لها(ديالى , بابل, واسط , كربلاء ,

الانبار, ... وغيرها) كما بلغ عدد العوامل المؤثرة للسرطان الثديي المأخوذة من طبقات المرضى وحسب استشارة ثلاث اطباء في المركز الوطني لمعالجة الامراض السرطانية ومستشفتين وصل الى 18 عامل توضيحي.

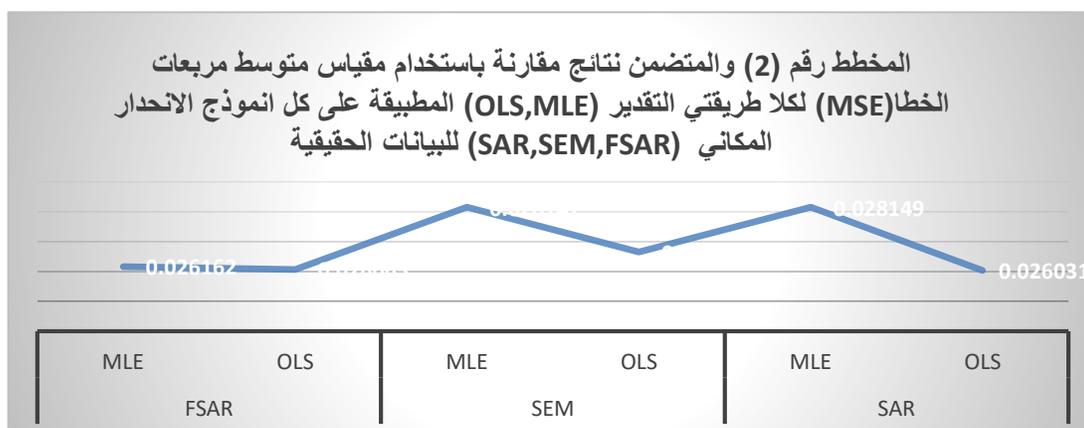
ب- إطار العينة

أُعدت نتائج جمع العينات من طبقات المرضى المصابين حصرا (بالسرطان الثديي) وتم التشخيص بالاصابه مسبقا لبدائية سنة 2022 ولسنوات السابقة بشكل عشوائي و تم اختيار المتغيرات التوضيحية والتي اعتبرت العوامل المؤثرة في الاصابة بالسرطان الثديي 18 عامل توضيحي مع اخذ بعين الاعتبار مناقشة واخذ آراء ثلاث اطباء مختصين بالمجال ويعملون ضمن ثلاث مراكز للكشف عن الاورام مع الاخذ بمعلومات و آراء الاطباء و المقارنة مع المعلومات الموجودة في طبقات المرضى المصابين في المركز ضمن تعليمات الصحة العالمية لاكتشاف الاورام.

وكانت نتائج التحليل الاحصائي للبيانات الحقيقية باستخدام البرنامج الاحصائي MATLAB حيث كانت حجم العينة 500 ولمجموعة المتغيرات التوضيحية $P = 18$ و لمتغير استجابة واحد (Y) , وبتطبيق الطرائق (OLS,MLE) لكل انموذج (SAR , SEM , FSAR) كما في جدول رقم (2) لتقدير معلمات النماذج الانحدار المكاني، أما بالنسبة لايجاد الكفاءة النسبية للطرائق فقد تم عمل جدول مقارنة باستعمال مقياس المقارنة (MSE) وكانت لدينا النتائج كما في جداول (2)

جدول (2) يوضح نتائج مقارنة باستخدام مقياس متوسط مربعات الخطأ (MSE) لكلا طريقتي التقدير (OLS,MLE) المطبقة على كل انموذج الانحدار المكاني (SAR,SEM,FSAR)

MODEL	METHOD	MSE
SAR	OLS	0.026031
	MLE	0.028149
SEM	OLS	0.026651
	MLE	0.028147
FSAR	OLS	0.026065
	MLE	0.026162
BEST	SAR-OLS	0.026031
WOREST	SAR-MLE	0.028149



المقارنة كما في جداول رقم (2) لتحليل الاحصائي للبيانات الحقيقية حيث حجم العينة : $n = 500$ ولمجموعة المتغيرات التوضيحية $P=17$ ومتغير استجابة واحد Y_i وبتطبيق طرائق التقدير (OLS, MLE) لتقدير معاملات لكل انموذج انحدار مكاني (SEM, SAR, FSAR) وبلاستعانة بمقياس المقارنه MSE متوسط مربعات الخطا ان طريقة التقدير OLS انموذج SAR اظهرت اقل متوسط مربعات الخطا عن باقي التقديرات للنماذج الانحدار المكاني و حيث بلغت بنسبة (0.026031) وهو الانموذج الافضل وان طريقة MLE لانموذج SAR اظهرت اكبر متوسط مربعات الخطا عن باقي التقديرات وبشكل واضح وحيث بلغت (0.028149) وبذلك يعتبر اسوء انموذج .

جدول (1) يتضمن تقدير لمعاملات نماذج الانحدار الامكاني (SAR , SEM , FSAR) وبتطبيق طرق التقدير (OLS, MLE) لكل انموذج

Estimation Method	SAR		SEM		FSAR	
	OLS	MLE	OLS	MLE	OLS	MLE
$\hat{\beta}_0$	-8.7213	-8.72055	-8.72113	-8.72008	-8.72118	-8.7215
$\hat{\beta}_1$	0.763638	0.765064	0.764481	0.764858	0.763755	0.764112
$\hat{\beta}_2$	0.540236	0.541469	0.540886	0.541456	0.540353	0.540517
$\hat{\beta}_3$	0.404272	0.4055	0.404917	0.405492	0.404389	0.404549
$\hat{\beta}_4$	0.324943	0.326178	0.325595	0.326163	0.32506	0.325226
$\hat{\beta}_5$	0.264468	0.265694	0.265112	0.265688	0.264585	0.264743
$\hat{\beta}_6$	0.249867	0.251094	0.250512	0.251087	0.249984	0.250143
$\hat{\beta}_7$	0.201284	0.202506	0.201924	0.202504	0.201401	0.201555
$\hat{\beta}_8$	0.171304	0.172534	0.171951	0.172524	0.171421	0.171583
$\hat{\beta}_9$	0.188634	0.189857	0.189275	0.189854	0.188751	0.188906
$\hat{\beta}_{10}$	0.12738	0.128595	0.128013	0.1286	0.127497	0.127644
$\hat{\beta}_{11}$	0.143212	0.144431	0.143849	0.144432	0.143329	0.14348
$\hat{\beta}_{12}$	0.168353	0.169573	0.168991	0.169573	0.16847	0.168622
$\hat{\beta}_{13}$	0.117967	0.11919	0.118607	0.119187	0.118084	0.118238
$\hat{\beta}_{14}$	0.092319	0.093526	0.092944	0.093539	0.092436	0.092575
$\hat{\beta}_{15}$	0.101627	0.102854	0.102272	0.102847	0.101744	0.101903
$\hat{\beta}_{16}$	0.09716	0.098391	0.097809	0.09838	0.097277	0.09744
$\hat{\beta}_{17}$	0.096436	0.097719	0.097136	0.097656	0.096553	0.096767
$\hat{\beta}_{18}$	-8.7213	-8.72055	-8.72113	-8.72008	-8.72118	-8.7215
$\hat{\beta}_{19}$	0.763638	0.765064	0.764481	0.764858	0.763755	0.764112
$\hat{\beta}_{20}$	0.540236	0.541469	0.540886	0.541456	0.540353	0.540517

يتضمن جدول رقم (1) من عدد من الصفوف والاعمدة وتمثل الاعمدة طريقتي التقدير (OLS, MLE) المطبقة لكل انموذج انحدار مكاني (SAR, SEM, FSAR) والصفوف تمثل تقدير معاملات الانحدار المكاني لكل انموذج انحدار مكاني.

حيث β_0 تمثل الحد الاول (الحد العام) معلمة الثابت والذي يكون قيمة (Y) عندها تساوي صفر $(X_1 - X''_1) = 0$ وهو مرافق الى قيمة X_0 التي جميع قيمة تعادل (1)

(β_1 _ β_{20}) هي معاملات الانحدار لكل انموذج من نماذج الانحدار المكاني وتطبيق طريقتي تقدير (OLS, MLE) لكل انموذج .

2.5 خطوات في تضبيب البيانات :

توضح الخطوات التالية كيفية تحويل البيانات إلى بيانات غامضة بواسطة باستخدام وظيفة العضوية المثلثية :

الخطوة الاولى: تحديد أعلى قيمة وأقل قيمة من كل عمود للمتغيرات المستقلة أو المتعتمده في كل الجداول نتائج التجارب البحث

الخطوة الثانية : نستخرج rang لكل قيمة من قيمة عمود لكل جداول الخاصة بالتجارب

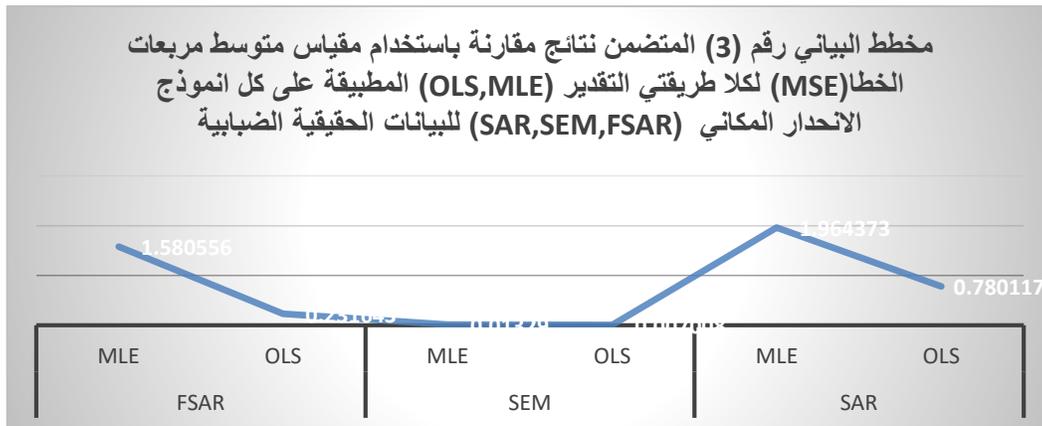
الخطوة الثالثة : يتم ايجاد membership number وتم تحديد 7 لتقسيم فترات الانتماء لكل مجموعة ارقام لاكمال عملية التضييب بواسطة role

الخطوة الرابعة : الحصول على الارقام المضببة وتطبيق طرق البحث السابقة مع التجارب التي تم اجرائه

وبعد اجراء لتطبيق خطوات لعملية تضييب البيانات حيث تم تطبيقها على البيانات الحقيقية لحجم عينة (n = 500) وللمجموعة المتغيرات التوضيحية (P =18) ومتغير تابع (Y) ، وتطبيق طريقتي التقدير (OLS,MLE) لكل انموذج الانحدار المكاني (SAR , FSAR , SEM) وكانت النتائج كما في جدول رقم (3) لتقدير معلمات النماذج , أما بالنسبة لايجاد الكفاءة النسبية للطرائق فقد تم عمل جدول مقارنة باستعمال مقياس المقارنة (MSE) وكانت لدينا النتائج كما في جداول (4)

جدول (4)المتضمن نتائج مقارنة باستخدام مقياس متوسط مربعات الخطا(MSE) لكلا طريقتي التقدير (OLS,MLE) المطبقة على كل انموذج الانحدار المكاني (SAR,SEM,FSAR) للبيانات الحقيقية الضبابية

Model	Method	MSE
SAR	OLS	0.780117
	MLE	1.964373
SEM	OLS	0.007008
	MLE	0.01329
FSAR	OLS	0.231643
	MLE	1.580556
BEST	SEM-OLS	0.007008
WOREST	SAR-MLE	1.964373



تبيين النتائج المقارنة كما في جداول رقم (4) لتحليل الاحصائي للبيانات الحقيقية المضطربة حيث حجم العينة : $n = 500$ ولمجموعة المتغيرات التوضيحية $P=18$ ومتغير استجابة واحد Y_i وتطبيق طرائق التقدير (OLS, MLE) لتقدير معاملات لكل انموذج انحدار مكاني (SEM, SAR, FSAR) وبلاستعانة بمقياس المقارنه MSE متوسط مربعات الخطا ان طريقة التقدير OLS لنموذج SEM اظهرت اقل متوسط مربعات الخطا عن باقي التقديرات للنماذج الانحدار المكاني و حيث بلغت بنسبة (0.007008) وهو الانموذج الافضل وان طريقة MLE لانموذج SAR اظهرت اكبر متوسط مربعات الخطا عن باقي التقديرات وبشكل واضح وحيث بلغت (1.964373) وبذلك يعتبر اسوء انموذج .

جدول (3) يتضمن تقدير لمعاملات نماذج الانحدار الامكاني (SAR , SEM , FSAR) وتطبيق طرائق التقدير (OLS, MLE) لكل انموذج

ESTIMATION METHOD	SAR		SEM		FSAR	
	OLS	MLE	OLS	MLE	OLS	MLE
$\hat{\beta}_0$	-10.8201	-11.7396	-11.7398	-10.8202	-10.8202	-11.7392
$\hat{\beta}_1$	0.004218	0.006156	0.005953	0.004099	0.004156	0.006554
$\hat{\beta}_2$	0.004139	0.004219	0.004016	0.00402	0.004077	0.004616
$\hat{\beta}_3$	0.003138	0.003218	0.003015	0.00302	0.003076	0.003616
$\hat{\beta}_4$	0.002538	0.002618	0.002415	0.00242	0.002476	0.003015
$\hat{\beta}_5$	0.002139	0.002222	0.002019	0.00202	0.002077	0.002619
$\hat{\beta}_6$	0.001851	0.001932	0.001729	0.001732	0.001789	0.002329
$\hat{\beta}_7$	0.001639	0.001718	0.001515	0.00152	0.001576	0.002115
$\hat{\beta}_8$	0.001471	0.00155	0.001347	0.001353	0.001409	0.001947
$\hat{\beta}_9$	0.001338	0.001417	0.001214	0.001219	0.001276	0.001814
$\hat{\beta}_{10}$	0.001229	0.001308	0.001105	0.001111	0.001167	0.001705
$\hat{\beta}_{11}$	0.001138	0.001216	0.001013	0.001019	0.001076	0.001613
$\hat{\beta}_{12}$	0.001065	0.001141	0.000938	0.000946	0.001003	0.001539
$\hat{\beta}_{13}$	0.000995	0.001074	0.000871	0.000876	0.000933	0.001471
$\hat{\beta}_{14}$	0.000946	0.001015	0.000812	0.000828	0.000884	0.001412
$\hat{\beta}_{15}$	0.000885	0.000967	0.000764	0.000767	0.000823	0.001364
$\hat{\beta}_{16}$	0.000828	0.000921	0.000718	0.000709	0.000766	0.001318
$\hat{\beta}_{17}$	0.0008	0.000883	0.00068	0.000682	0.000738	0.001281
$\hat{\beta}_{18}$	-10.8201	-11.7396	-11.7398	-10.8202	-10.8202	-11.7392
$\hat{\beta}_{19}$	0.004218	0.006156	0.005953	0.004099	0.004156	0.006554
$\hat{\beta}_{20}$	0.004139	0.004219	0.004016	0.00402	0.004077	0.004616

يتضمن جدول رقم (3) من عدد من الصفوف والاعمدة وتمثل الاعمدة طريقتي التقدير (OLS, MLE) المطبقة لكل

انموذج انحدار مكاني (SAR, SEM , FSAR) والصفوف تمثل تقدير معاملات الانحدار المكاني لكل انموذج انحدار مكاني للبيانات الحقيقية المضبية.

حيث β_0 تمثل الحد الاول (الحد العام) معلمة الثابت والذي يكون قيمة (Y) عندها تساوي صفر $0 = (X_1 - X''_1)$ وهو مرافق الى قيمة X_0 التي جميع قيمة تعادل (1)

(β_1 _ β_{20}) هي معاملات الانحدار لكل انموذج من نماذج الانحدار المكاني وتطبيق طريقتي تقدير (OLS , MLE) لكل انموذج

6. الاستنتاجات :

مراجعة لما تقدم في هذا البحث ، من طرق التقدير لتقدير معاملات نماذج الانحدار المكاني وتنفيذ التجارب التطبيقية على طرق التقدير لنماذج الانحدار المكاني ومعيار المقارنة المستخدم للوصول لأفضل طريقة تقدير بعد تطبيقها على عدة انواع من البيانات منها المحاكاة لانتاج بيانات غير مضبية وبيانات مضبية ومنها بيانات حقيقية جمعت من مستشفيات يمكن استخلاص عدد من الاستنتاجات كالاتي:

1- تظهر النتائج عند تطبيق البيانات الحقيقية الغير مضبية من سجلات المرضى لحجم عينة =500 ومتغيرات توضيحية $P=18$ لطرائق الاحصائية حيث طبقت طريقتي التقدير OLS, MLE على نماذج الانحدار المكاني (SAR, SEM, FSAR) وللمقارنة اي المقدر الافضل باستخدام معيار المقارنة MSE أظهرت النتائج ان أنموذج SAR-OLS كان الافضل بين المقدرات لنماذج الانحدار وان أنموذج SAR-MLE كان الاسوء.

2- أظهرت نتائج تطبيق طرائق الاحصائية المستخدمة بالبحث للبيانات الحقيقية المضبية التي تم تضبيبها ان أنموذج SEM-OLS كان الافضل بعد تطبيق معيار المقارنة MSE بين مقدرات النماذج الانحدار وكان الاقل نسبيا وكان أنموذج SAR-MLE هو الأسوء من بينهم .

3- نلاحظ مما سبق ان المتغيرات التوضيحية التي تم تحديدها بالبحث هي الاكثر الاسباب المؤثرة بالاصابة بالامراض سرطان الثدي كونها اعطت اقل قيمة لمقياس متوسط مربعات الخطأ وفي جميع نماذج الانحدار وخاصة نماذج التي اظهرت هي الافضل .

7. التوصيات

بعد التوصل الى الاستنتاجات في الجانب العملي المذكور سابقاً تم التوصل الى ان نقترح التوصيات الآتية:

1. بتطبيق نموذج SEM – OLS في البيانات المضبية عند حجم عينة كبير , وتجنب تطبيق نموذج SAR-MLE لاعطائه اسوء نتائج عند المقارنة , وتطبيق انموذج SAR-OLS للبيانات الغير مضبية عند حجم عينة كبيرة .
2. يمكن تطبيق النماذج الانحدار المكاني على البيانات المترابطة مكانيا باستخدام مختلف حجوم العينة وباختلاف متغيرات التوضيحية ثم المقارنة فيما بينهم للوصول الى افضل مقدر .
3. نوصي وزارة الصحة بالعمل على تدوين المعلومات الخاصة بالمرضى سرطان الثدي بشكل اوسع لجميع المراكز الكشف عن سرطان الثدي في العراق والعمل على ارشفتها الكترونيا .

Reference

1. C.W Kim, T.Phipps & L.Anselin," *Measuring the benefits of air quality improvement: A spatial hedonic approach*", Journal of Environmental Economics and Management, vol. 45, no. 1, pp.2003.
2. F. Raymond and H. Folmer, "*Specification and Estimation of Spatial Linear Regression Models* ", Regional Science and Urban Economics, vol. 22, no.3.pp. 405–432,1992.
3. J. P. Lesage, "*An Introduction to Spatial Econometrics*", Ecology, The Ecological Society of America, olv.123,no.3.pp.22-29, 2008
4. J.P.Lesage, *The Theory, and Practice of Spatial Econometrics*. Department of the Economics University of Toledo,1999
5. K. Ord, "Estimation Methods for Models for Spatial Interaction", Journal of the American Statistical Association, Vol. 70, No. 349 .pp. 120- 126, 1975
6. L. Anselin , *Spatial Econometrics: Methods and Models* . The Netherlands , Kluwer Academic: Dordrecht,1988
7. L. Anselin and H. H. Kelejian,"*Testing for Spatial Error Autocorrelation in the Presence of Endogenous Repressors.*" International Regional Science Review, vol .20, no.1-2.pp. 153–182,1997.
8. L. Anselin, H. Folmer, and H.Johan. L. Oud. "*W-Based versus Latent Variables Spatial Autoregressive Models: Evidence from Monte Carlo Simulations.*" The Annals of Regional Science, vol. 47,no.3.pp. 619–639, 2010.
9. L.Anselin, J. L.Gallo, and H. Jayet. "*Spatial Panel Econometrics.*", Advanced Studies in Theoretical and Applied Econometrics, 3rd edn. pp. 625–660,2008.
10. Mastorocostas, P. A., J. B. Theocharis, and A. G. Bakirtzis. "Fuzzy modeling for short term load forecasting using the orthogonal least squares method." *IEEE Transactions on Power Systems* 14.1 (1999): 29-36.
11. Mohammed, Jaufar Mousa, Ammer Fadel Tawfeeq, and Maysoon M. Aziz. "Maximum likelihood for fuzzy pure spatial autoregressive model." *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications* 13.1 (2022): 2267-2277
12. Mohammed, Jaufar Mousa, Maysoon M. Aziz, and Ammer Fadel Tawfeeq. "Idea about using ordinary least square by centroid methods for fuzzy pure spatial autoregressive model." *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications* (2022).
13. P. Legendre, "*Spatial Autocorrelation: Trouble or New Paradigm?*", the AAEA annual meetings, Salt Lake City, August, vol. 74, no. 6. pp. 1659–73, 1993.