https://doi.org/10.31272/jae.i148.1424
https://admics.uomustansiriyah.edu.iq
P-ISSN: 1813–6729 E-ISSN: 2707-1359

JAE

تقدير انموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي بمدخلات ضبابية ومخرجات ضبابية

رانية سلمان هادي
قسم الشؤن المالية ، المديرية العامة لتربية ديالى ، وزارة التربية ،ديالى، العراق.
Email: rania.salman@uomustansiriyah.edu.iq , ORCID: https://orcid.org/0009-0008-7408-619X

هيفاء طه عبد احمد
قسم الإحصاء ، كلية الإدارة والاقتصاد ، جامعة المستنصرية ، بغداد، العراق.
Email: haefaa_adm@uomustansiriyah.edu.iq , ORCID: https://orcid.org/0000-0002-3096-7728

المستخلص

*يُعد أنموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي (*Fuzzy Semi-Parametric Partial linear Model*) من النماذج المهمة لتحليل البيانات لكونه يتكون من جزأين جزء معلمي وجزء لا معلمي . تناول البحث طريقة تقدير الجزء المعلمي بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية الضبابية* Fuzzy Ordinary least Square *وتقدير الجزء اللامعلمي بطريقة التمهيد (*Kernel Smoothing*) باستخدام الدوال (* Triangular , Gaussian , Epanechnikov*) وباستخدام أسلوب المحاكاة بواسطة برنامج (*MATLAB*) للحصول على النتائج و لأربع حجوم للعينات (* 50 , 75 , 150 , 200*) وبتباين (*0.1 , 0.5 , 0.9*) وبتكرار التجربة 1000 مرة وتبين من خلال مقارنة النتائج ان طريقة* Speckman- Gaussian *هي الأفضل لكونها تمتلك اقل* Goodness. of. fit.

معلومات البحث

تواريخ البحث:
تاريخ تقديم البحث: 24/ 1 / 2024
تاريخ قبول البحث: 25/ 2 / 2024
تاريخ نشر الكتروني 01 / 06 /2025
عدد صفحات البحث 01 - 07

الكلمات المفتاحية:
انموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي ، طريقة التمهيد ، الطريقة التكعيبية *Goodness .of. fit*.

المراسلة:
هيفاء طه عبد احمد
Email: haefaa_adm@uomustansiriyah.edu.iq

1. المقدمة

ان الهدف الرئيسي من تحليل الانحدار هو اختزال البيانات المشاهدة او تلخيصها بما يضمن عرضها للعلاقة بين كل من المتغيرات التوضيحية ومتغير الاستجابة وان تحليل الانحدار الخطي يعطي تصوراً تقريبياً لهذه العلاقة ، من خلال رسم او عرض هذه العلاقة وفق اتجاه خطي تقريبي. لكن في العديد من الجوانب التطبيقية يُلاحظ ان اغلب البيانات تتكون من اكثر من متغير توضيحي يؤثر على متغير الاستجابة لذا فأن من غير الممكن استعمال الانحدار الخطي البسيط ، كما ان بعضاً من متغيرات الدراسة ممكن ان تسلك سلوكاً معلمي والبعض الاخر يسلك سلوكاً لا معلمي ، هذه المشاكل قادت الباحثين الى التفكير في التعامل مع ما يسمى بالنماذج شبه المعلمية والشكل العام للأنموذج كما في ادناه : [7,4]

$$Y = B\tilde{X} + f(S) + \epsilon \quad (1)$$

حيث ان Y : المتغير المعتمد من الدرجة $n \times 1$. B: متجه المعلمات المطلوب تقديرها من الدرجة $(p+1)\times 1$.
$\tilde{X}$: مصفوفة المتغيرات الضبابية التوضيحية ذات بعد $(n \times (p+1))$. $f(S)$: الجزء اللامعلمي من الدرجة $\times 1$.
ϵ : الخطأ العشوائي بتوقع صفر وتباين σ^2 من الدرجة $n \times 1$.

اذ ان النموذج شبه المعلمي يحقق الخصائص العامة للانحدار المعلمي و اللامعلمي ويتفق معهما في نفس الغاية وهي الحصول على افضل منحنى للبيانات يقترب او يتطابق مع منحنى متغير الاستجابة Y وذلك بدمج الأساليب المعلمية والأساليب اللامعلمية وبسبب هذا تلقت النماذج شبه المعلمية اهتماماً واسعا ، وتعد النماذج شبه المعلمية هي الأكثر شعبية في الوقت الحاضر لأنها تحافظ على مرونة النماذج اللامعلمية مع الحفاظ على القوة التفسيرية للنماذج المعلمية وفي بحثنا سنتناول احدى النماذج شبه المعلمية وهو أنموذج الانحدار الخطي الجزئي وذلك بسبب أهمية هذا الانموذج وامتلاكه الخصائص التي تمكنه من تجاوز مشكلات الاقتصاد القياسي التي تعاني منها النماذج المعلمية ومشكلة الابعاد التي تعاني منها النماذج شبه المعلمية مما جعله محط اهتمام الباحثين.

2. مشكلة البحث

تتسم العديد من الظواهر الحياتية بالغموض وعدم اليقين او عدم الحصول على البيانات الكافية حول الظاهرة المدروسة مما يجعلها غامضة وبذلك تتصف بيانات بالضبابية وعدم الوضوح بعض البيانات لايمكن معرفة سلوكها هل تسلك سلوكاً معلمياً او سلوكاً غير معلمي لذا يتم اللجوء الى الطرائق شبه المعلمية لحل هذه المشكلة.

3- هدف البحث

يهدف البحث الى تقدير الانموذج شبه المعلمي الضبابي بمدخلات ضبابية ومخرجات ضبابية ايضاً ومعلمات ضبابية مثلثية باستخدام طريقة التمهيد *Kernel* والمربعات الصغرى الضبابية.

4. المنطق الضبابي Fuzzy Logic

أُطلق مصطلح (المنطق الضبابي) من قبل العالم الأمريكي لطفي زادة عام 1965 ، كتعميم للمجموعات الاعتيادية واستخدم آنذاك في وصف المجموعات متعددة القيم ، ثم بعدها بزمن قصير ظهر مصطلح المجموعات الضبابية (*Fuzzy set*) وهي تعطي وصفاً اكثر دقة للظواهر الطبيعية بدلاً من الوصف الذي تعطيه المجموعات الاعتيادية .

يمكن تعريف المنطق الضبابي بأنه نمذجة الاحداث او الظواهر بأسلوب دقيق ، وهو أسلوب يتعرف على وجود الغموض أي انه يقوم على غموض هذه الاحداث والظواهر التي لا يمكن تحليلها باستخدام الأساليب الإحصائية او الرياضية البحتة . يرتبط المنطق الضبابي بالمجموعة الضبابية التي ليس لها حدود واضحة والذي تقوم على اساسه نظريات المجموعات لذا فأن الفرق بين المجموعة الضبابية والمجموعة الاعتيادية عبارة عن المجموعة ومكملتها . كما في المعادلة التالية:

$$B \cap \bar{B} = 0 \; in \; crisp \; set \qquad B \cap \bar{B} \neq 0 \; in \; fuzzy \; set \tag{2}$$

لذا يمكن تعريف المجموعة الضبابية على انها مجموعة عناصر مكونة من مركبتين ، المركبة الأولى تمثل العنصر والثانية تمثل درجة انتماء هذا العنصر للمجموعة الجزئية ،و مثال على ذلك لنفترض انه لدينا مجموعة X الشاملة ، يتم تعريف هذه المجموعة الضبابية C في X على انها مجموعة من الأزواج المرتبة ، حيث يمثل كل زوج العنصر ودرجة العضوية الخاصة به كما في المعادلة.[11,12]

$$B\acute{C} = \{(x \,, \mu_{\acute{c}}(x)) \; ; \; x \in X \; ; \; 0 \le \mu_{\acute{c}}(X) \le 1 \} \tag{3}$$

عندما تمثل $\mu_{\acute{c}}$ درجة العضوية في المجموعة الضبابية $\acute{C} \,, \mu_{\acute{c}} : X \to [0,1]$ تمثل درجة انتماء x الى $\acute{C}$ ، وبالتالي يمكن التعبير عن درجة انتماء أي عنصر الى المجموعة الضبابية $\acute{C}$ ، وكلما كانت درجة العضوية اكبر كلما كان العنصر أكثر انتماء للمجموعة$\acute{C}$ ، فالعنصر الذي يتمتع بكامل العضوية درجة عضويته تساوي 1 وبالمقابل إذا كان العنصر لاينتمي للمجموعة $\acute{C}$ درجة عضويته تساوي 0 .

1.4. دوال العضوية المستخدمة في المنطق الضبابي

The Membership Function Used In Fuzzy Logic

يتم استخدام الدالة العضوية لتحديد كيفية انتماء عنصر ما الى المجموعة الضبابية ، والشرط الأساسي لهذه الدالة ان يكون مداها *بين* [0-1] ويمكن التعبير عن مجموعة ضبابية من خلال دالة عضويتها يوجد العديد من الدوال العضوية اذ يتم تطبيق كل دالة على الظاهرة المدروسة المناسبة لها ، اذ تكون بيانات الظاهرة عبارة عن مجموعات ضبابية تكون مناسبة للدالة العضوية المختارة ومن هذه الدوال العضوية ، الدالة العضوية المثلثية ودالة المنحنى الكاوسي ودالة شبه المنحرف ...وغيرها ، وفي هذا الدراسة سنأخذ الدالة العضوية المثلثية.[8]

1.1.4. الدالة العضوية المثلثية. *Triangular Membership Function*

تعتبر من الدوال الشائعة الاستخدام وهي تمتلك ثلاث معلمات أساسية هي (a, b, c) ويمكن التعبير عنها بالصيغة الاتية :[3]

$$\mu_{\acute{c}}(x) = \begin{cases} \dfrac{x - a}{b - a} & , \quad if \;\; a \le x \le b \\ \dfrac{c - x}{c - b} & , \quad if \;\; b \le x \le c \\ 0 & , \quad c \le x \end{cases} \tag{4}$$

2.4. طرائق تقدير الانموذج الانحدار الجزئي شبه المعلمي الضبابي

Fuzzy Semi Parametric Partially Linear Mode

سيتم تقدير الانموذج حسب أسلوب Speckman والذي ينص على تقدير الجزء المعلمي مباشراً من البيانات الاصلية بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية الضبابية .

$$\beta = (\tilde{X}'\tilde{X})^{-1}\tilde{X}'\tilde{Y} \tag{5}$$

ومن ثم بنفس الأسلوب يتم تعويض هذا المقدر في دالة الانموذج شبه المعلمي ليتم تقدير الجزء اللامعلمي.

$$\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}\tilde{\beta} = \widetilde{W}_{\underline{Y}} + \underline{\tilde{\varepsilon}} \tag{6}$$

ان الإنموذج الانحدار الجزئي شبه المعلمي الضبابي يكتب بالصيغة الاتية:

$$\tilde{y}_i = \oplus_{i=1}^{p} \left(\tilde{\beta}_l \otimes \tilde{x}_{li}\right) \oplus \tilde{f}(\tilde{s}_i) \oplus \tilde{\epsilon}_i \quad , \qquad i = 1,2, \dots \dots n \tag{7}$$

أذ ان $\tilde{y}_i = (y_i\,;\, l_{yi}\,, r_{yi})_{LR}{'S}$ متجه الاستجابة الضبابي، $\tilde{x}_i = (x_i; l_{xi}\,, r_{xi})_{LR}\,{'S}$ المتغيرات التوضيحية الضبابية لنموذج الانحدار الضبابي $i=1,2,.....n\tilde{\beta}_l{'s}$, متجه المعلمات المطلوب تقديرها ، $s_l{'s}$ متغيرات مشتركة اضافية $s_i \in [0,1]$ $and\ s_i \le s_j\ for\ any\ i< j$ ، $\tilde{f}$ $(s)= (f(s)\,;\, l_s\,, r_s)_{LR}\ l_s\,, r_s > 0$ دالة التمهيد، $\tilde{\epsilon}_i{'s}$ الخطأ العشوائي بمتوسط صفر.[9]

1.2.4. طريقة المربعات الصغرى الضبابية Fuzzy Ordinary Least Square Estimators (FOLSE)

اول من ناقش طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية كان الباحث Speckman عام 1988م ، من خلال أنموذج الانحدار شبه المعلمي يمكننا تقدير المعالم بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية. ويكون الأنموذج كالاتي:

$$\underline{\tilde{Y}} = \tilde{X}\underline{\tilde{\beta}} + \tilde{\tilde{W}}\underline{\gamma} + \epsilon \tag{9}$$

أذ ان $\tilde{Y}$: متغير الاستجابة الضبابي من الرتبة $(n*1)$ ، $\tilde{X}$: مصفوفة المتغيرات الضبابية من الرتبة $(n*p)$ $\tilde{f}(\tilde{s}_i) = \tilde{\tilde{W}}\gamma$، عندما W عناصر مصفوفة دالة $Kernel\ Smoothing$ الضبابية من الرتبة $(n*p)$ ، $\underline{\gamma}$ يمثل متجه المعلمات الغير معرفة المضافة من الرتبة $(n*1)$، □: متجه الأخطاء الضبابية من الرتبة $(n*1)$.

ويتم تقدير المعالم (β,γ) بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية ($Ordinary\ Least\ Square$) وتعد هذه الطريقة من اهم طرائق التقدير لأنها تمتلك افضل تقدير غير متحيز ($Blue$) وكما يأتي: [6,5]

$$\underline{\tilde{\varepsilon}}'\underline{\tilde{\varepsilon}} = (\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}\underline{\tilde{\beta}} - \tilde{\tilde{W}}\underline{\gamma})'(\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}\underline{\tilde{\beta}} - \tilde{\tilde{W}}\underline{\gamma})$$

$$\tilde{X}'\tilde{X}\,\underline{\hat{\tilde{\beta}}} = \tilde{X}'\left(\underline{\tilde{Y}} - \tilde{\tilde{W}}\underline{\gamma}\right) \tag{10}$$

$$\underline{\hat{\gamma}} = \left(\tilde{W}'\tilde{W}\right)^{-1}\tilde{W}'\left(\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}}\right) \tag{11}$$

وبضرب المعادلة (10) بـ (W) ينتج :

$$\begin{aligned}\tilde{\tilde{W}}\underline{\gamma} &= \tilde{W}\left(\tilde{W}'\tilde{W}\right)^{-1}\tilde{W}'\left(\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}}\right)\\ &= P_W\left(\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}}\right)\end{aligned} \tag{12}$$

والتي تمثل المقدر اللامعلمي عندما $P_W = \tilde{W}(\tilde{W}'\tilde{W})^{-1}\tilde{W}'$
وعند تعويض معادلة (11) في معادلة (10) ينتج المقدر المعلمي :

$$\tilde{X}'\tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}} = \tilde{X}'(\underline{\tilde{Y}} - P_W(\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}}))$$
$$\tilde{X}'\tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}} = \tilde{X}'\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}'P_W\underline{\tilde{Y}} + \tilde{X}'P_W\tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}}$$
$$\tilde{X}'\tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}} - \tilde{X}'P_W\tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}} = \tilde{X}'\underline{\tilde{Y}} - \tilde{X}'P_W\underline{\tilde{Y}}$$
$$\tilde{X}'(I - P_W)\tilde{X}\underline{\hat{\tilde{\beta}}} = \tilde{X}'(I - P_W)\underline{\tilde{Y}}$$

$$\underline{\hat{\tilde{\beta}}} = \left(\tilde{X}'(I - P_W)\tilde{X}\right)^{-1}\tilde{X}'(I - P_W)\underline{\tilde{Y}} \tag{13}$$

وبما انه P_W يمثل مصفوفة التقدير وتكون متماثلة وصماء لذلك يمكن إعادة المعادلة (13) كما يأتي:

$$\underline{\hat{\tilde{\beta}}} = \left(\tilde{X}'(I - P_W)'(I - P_W)\tilde{X}\right)^{-1}\tilde{X}'(I - P_W)'(I - P_W)\underline{\tilde{Y}} \tag{14}$$

وبافتراض $Y^* = (I - P_W)\underline{\tilde{Y}}$ و $X^* = (I - P_W)\underline{\tilde{X}}$ لذا يصبح المقدر المعلمي الخاص بطريقة المربعات الصغرى (OLS) كما يأتي:[2]

$$\underline{\hat{\tilde{\beta}}} = (X^{*\prime}X^*)^{-1}X^{*\prime}Y^* \tag{15}$$

ومعلمات الأنموذج الضبابية المقدرة بطريقة المربعات الصغرى

$$\hat{\tilde{\beta}}_s = \left(\hat{\tilde{\beta}}_s^l\,, \hat{\tilde{\beta}}_s^m\,, \hat{\tilde{\beta}}_s^r\right) \qquad s = 1,2,\dots k \tag{16}$$

تكون كالاتي:

$$\hat{\tilde{\beta}}_s^l = (\tilde{X}'\tilde{X})^{-1}\tilde{X}'\tilde{Y}^l \qquad ,\tilde{X} = \begin{pmatrix} 1 & \tilde{x}_{11} & \dots & \tilde{x}_{1k} \\ 1 & \tilde{x}_{21} & \dots & \tilde{x}_{1k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \tilde{x}_{n1} & \dots & \tilde{x}_{nk} \end{pmatrix}\ ,\tilde{Y}^l = y_i^l = \begin{pmatrix} y_1^l \\ y_2^l \\ \vdots \\ y_n^l \end{pmatrix} \tag{17}$$

$$\hat{\tilde{\beta}}_s^m = (\tilde{X}'\tilde{X})^{-1}\tilde{X}'\tilde{Y}^m \qquad ,\tilde{X} = \begin{pmatrix} 1 & \tilde{x}_{11} & \dots & \tilde{x}_{1k} \\ 1 & \tilde{x}_{21} & \dots & \tilde{x}_{1k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \tilde{x}_{n1} & \dots & \tilde{x}_{nk} \end{pmatrix} \ ,\tilde{Y}^m = \ y_i^m = \begin{pmatrix} y_1^m \\ y_2^m \\ \vdots \\ y_n^m \end{pmatrix} \tag{18}$$

$$\hat{\tilde{\beta}}_s^r = (\tilde{X}'\tilde{X})^{-1}\tilde{X}'\tilde{Y}^r \qquad ,\tilde{X} = \begin{pmatrix} 1 & \tilde{x}_{11} & \dots & \tilde{x}_{1k} \\ 1 & \tilde{x}_{21} & \dots & \tilde{x}_{1k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \tilde{x}_{n1} & \dots & \tilde{x}_{nk} \end{pmatrix} \ ,\tilde{Y}^r = \ y_i^r = \begin{pmatrix} y_1^r \\ y_2^r \\ \vdots \\ y_n^r \end{pmatrix} \tag{19}$$

3.4. طرائق المقارنة ***Criterion Comparison***

لغرض اجراء المقارنة بين طرائق التقدير المستخدمة في تقدير أنموذج الانحدار الجزئي شبه المعلمي الضبابي نعتمد على معيار الـ (*Goodness Of Fit*) الذي يقيس مقدار التحيز بين القيم المشاهدة للمتغير المعتمد الضبابي والقيم المُقدرة ولجميع قيم x_i التي تعتمد على مسافة (*Diamond*) لذا يكون تعريفه كالاتي:[1]

$$\begin{aligned} G.O.F &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} d^2\ (Y_i\ ,\hat{g}(x_i)) \\ &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left(\left(l_{yi} - \hat{l}_{yi}\right)^2 + \left(m_{yi} - \widehat{m}_{yi}\right)^2 + \left(r_{yi} - \hat{r}_{yi}\right)^2 \right) \end{aligned} \tag{20}$$

n : تمثل عدد المشاهدات. $Y_i = \left(l_{yi}, m_{yi}, u_{yi}\right)$ ولجميع قيمx_i والتي تمثل الحد الأيمن والوسط والايسر للمتغير المعتمد الضبابي، $\hat{g}(x_i) = \left(\hat{l}_{yi}, \widehat{m}_{yi}, \hat{u}_{yi}\right)$ القيم المُقدرة له والتي تمثل ايضاً الحد الأيمن والوسط والايسر لدالة الانحدار الضبابية

5. وصف تجارب المحاكاة Description of simulation experiments

تم الاعتماد على اربع حجوم للعينات وهي (200, 150 , 75 , 25) في تنفيذ تجارب المحاكاة ، لغرض توليد البيانات الخاصة بالمتغيرات العشوائية المستخدمة في هذه الدراسة ، وذلك من اجل محاكاة البيانات الحقيقية والتي ستستعمل في الجانب التطبيقي من الرسالة بالنسبة لطرق التقدير ، وتم تكرار التجربة (1000) مرة وذلك لضمان نتائج اكثر اتساقاً (Consistent) ولنماذج مختلفة .
لقد تم بناء أنموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي من خلال الخطوات التالية:

أولاً: التوليد الأولي للبيانات للجزء المعلمي:

تم توليد المتغيرات التوضيحية في البداية بشكل طبيعي بمتوسط (μ) وتباين (σ^2).

$$X \sim N(\mu, \sigma^2)$$

ثانيا: التوليد الأولي للبيانات للجزء اللامعلمي

تم توليد بيانات الجزء اللامعلمي من خلال توليد ارقام عشوائية تتبع التوزيع المنتظم

$$Z \sim U(0\ ,\ 1)$$

حسب الصيغة الاتية:

$$f(z) = sin^3(2\pi z)$$

ثالثا: توليد الخطأ العشوائي

تم توليد المتغير العشوائي بشكل طبيعي بمتوسط (0) وتباين (0.5).

$$\epsilon \sim N(0,0.5)$$

رابعا: المتغير المعتمد

تتكون قيمته حسب الأنموذج شبه معلمي الاتي:

$$y = (B_1X_1 + B_2X_2) + f(z) + \epsilon \ \ ;$$

أذ ان B_1 , B_2 هي قيم معلمات اولية.

6. نتائج تجارب المحاكاة Results of simulation experiments

ان عملية تحليل النتائج التي نحصل عليها من تنفيذ أسلوب المحاكاة يكون ذا أهمية كبيرة ونستطيع من خلاله القيام بالمقارنة بين طرائق التقدير المستخدمة في تقدير أنموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي ، وذلك باستخدام معيار المقارنة الذي تم دراسته في الجانب النظري .

1.6. نتائج Goodness of Fit لدالة الانحدار $f_1(z) = sin^3(2\pi z)$

جدول (1) يمثل نتائج المقارنة Goodness of Fit بين الطرائق وعند وسط حسابي (0) وبتباين (0.1) بتكرار 1000

Method		Goodness of Fit			
		N=25	N=75	N=150	N=200
Speckman	**Epanechnikov**	0.8020	0.7804	0.7729	0.7290
	Triangular	0.8224	0.8035	0.8087	0.7653
	Gaussian	0.5717	0.5697	0.5584	0.5510
The Best		Speckman- Gaussian			

جدول (2) يمثل نتائج المقارنة Goodness of Fit بين الطرائق وعند وسط حسابي (0) وبتباين (0.5) بتكرار 1000

Method		Goodness of Fit			
		N=25	N=75	N=150	N=200
Speckman	**Epanechnikov**	1.1660	1.1638	1.1369	1.1362
	Triangular	1.2040	1.1997	1.1830	1.1770
	Gaussian	1.1194	1.1150	1.0858	1.0646
The Best		Speckman- Gaussian			

جدول (3) يمثل نتائج المقارنة Goodness of Fit بين الطرائق وعند وسط حسابي (0) وبتباين (0.9) بتكرار 1000

Method		Goodness of Fit			
		N=25	N=75	N=150	N=200
Speckman	**Epanechnikov**	2.4888	2.4260	2.4260	2.3390
	Triangular	2.3602	2.3401	2.2906	2.2425
	Gaussian	2.3261	2.2762	2.2557	2.2314
The Best		Speckman- Gaussian			

يلاحظ من الجداول (1)،(2)،(3) ان افضل طريقة عند Goodness of Fit هي طريقة Speckman- Gaussian عند حجوم العينات (25 ,75 , 150 , 200) وعند تباين (0.1 , 0.5 , 0.9) وذلك لامتلاكها اقل Goodness of Fit.

7. الاستنتاجات

1- ان طريقة Speakman- Gaussian هي الأفضل وذلك لامتلاكها اقل Goodness of Fit .

2- يكون لحجم العينة نفس التأثير عند اختلاف الطرائق .

3- تقل قيمة التقدير بزيادة حجم العينة.

References

[1] Abbas, M. S. (2017). Estimation of a fuzzy nonparametric regression model using some smoothing methods with a practical application [Doctoral dissertation, Department of Statistics, University of Baghdad, Iraq].

[2] Abbas, M. S. (2021). An applied comparison between fuzzy regression models [Master's thesis, Department of Statistics, Al-Mustansiriya University, Baghdad, Iraq].

[3] Ataeian, S. M., & Darbandi, M. J. (2011). Analysis of Quality of Experience by applying Fuzzy logic: A study on response time [Unpublished master’s thesis]. Blekinge Institute of Technology.

[4] Chen, H. (1988). Convergence rates for parametric components in a partly linear model. The Annals of Statistics, 16(1), 136–146. https://doi.org/10.1214/aos/1176350731

[5] Diamond, P. (1988). Fuzzy Least Squares Information. Sciences, 46, 141–157. https://doi.org/10.1016/0020-0255(88)90045-3

[6] Faisal, R. D. (2020). Using some methods for estimating nonparametric and semiparametric regression functions with application [Master's thesis, Department of Statistics, Al-Qadisiyah University, Diwaniyah, Iraq].

[7] Hammoud, M. Y. (2000). A comparison of nonparametric Kernel estimators for estimating regression functions [Master's thesis, Department of Statistics, University of Baghdad].

[8] Harezlak, J. (2018). Semiparametric Regression with R. Department of Statistics, Ithaca, New York.

[9] Härdle, W., & Müller, M. (1997). Multivariate and semiparametric kernel regression. Discussion Papers, Interdisciplinary Research Project 373: Quantification.

[10] Hesamian, G., Akbari, M. G., & Asadollahi, M. (2017). Fuzzy semi-parametric partially linear model with fuzzy inputs and fuzzy outputs. Expert Systems with Applications, 71, 230–239. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.11.025

[11] Mohamed, B., Hamdi, A., & Abdul Hamid, N. (2019). Using the fuzzy TOPSIS method to study the importance of factors that distinguish the performance of institutions. Journal of Economic, Management and Commercial Sciences, 12(2).

[12] Shamal, I. H. (2022). Some methods for estimating the fuzzy semiparametric logistic regression model with estimation [Doctoral dissertation, Department of Statistics, University of Baghdad].

المصادر

[1] عباس، مؤيد سلمان. (2017). تقدير انموذج الانحدار اللامعلمي الضبابي باستعمال بعض طرائق التمهيد مع تطبيق عملي. أطروحة دكتوراه، قسم الإحصاء، جامعة بغداد، العراق.

[2] عباس، مروان صبري. (2021). مقارنة تطبيقية بين نماذج الانحدار الضبابي. رسالة ماجستير، قسم الإحصاء، جامعة المستنصرية، بغداد، العراق.
[3] أتاييان، س. م. و داربان‌دي، م. ج. (2011). تحليل جودة التجربة بتطبيق المنطق الضبابي: دراسة حول زمن الاستجابة. كارلسكرونا. رسالة ماجستير غير منشورة. السويد: معهد بليكينج للتكنولوجيا.
[4] شين، هـ. (1988). معدلات التقارب للمكونات المعلمية في نموذج خطي جزئي. حوليات الإحصاء، 16(1)، 136-146. https://doi.org/10.1214/aos/1176350731
[5] ديامونـد. (1988). معلومات المربعات الصغرى الضبابية. العلوم، 46، 141-157. https://doi.org/10.1016/0020-0255(88)90045-3
[6] فيصل، رسول داود. (2020). استخدام بعض طرائق تقدير دالة الانحدار اللامعلمي وشبه المعلمي مع التطبيق. رسالة ماجستير، قسم الإحصاء، جامعة القادسية، الديوانية، العراق.
[7] حمود، مناف يوسف. (2000). مقارنة مقدرات Kernel اللامعلمية لتقدير دوال الانحدار. رسالة ماجستير، قسم الإحصاء، جامعة بغداد، العراق.
[8] هاريزلاك، ياروسلاف. (2018). الانحدار شبه المعلمي باستخدام R. قسم الإحصاء، إيثاكا، نيويورك، الولايات المتحدة الأمريكية.
[9] هاردل، و. و مولر، م. (1997). الانحدار النواة المتعدد المتغيرات وشبه المعلمي. أوراق نقاشية، مشروع بحث متعدد التخصصات 373: القياس الكمي.
[10] حساميان، ج. و أكبري، م. ج. و أسد اللهي، م. (2017). النموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي الضبابي بمدخلات ومخرجات ضبابية. أنظمة الخبراء مع التطبيقات، 71، 230-239. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.11.025
[11] محمد، بداوي و حمدي، أبو القاسم و عبد الحميد، نعيجات. (2019). استخدام طريقة ترتيب الافضليات عن طريق التشابه مع الحل المثالي (TOPSIS الضبابية) في دراسة أهمية العوامل المحققة لتمييز أداء المؤسسات. مجلة العلوم الاقتصادية والتسيير والعلوم التجارية، 12(2).
[12] شمال، اياد حبيب. (2022). بعض طرائق تقدير انموذج الانحدار اللوجستي شبه المعلمي الضبابي مع التقدير. أطروحة دكتوراه، قسم الإحصاء، جامعة بغداد، العراق.

https://doi.org/10.31272/jae.i148.1424
https://admics.uomustansiriyah.edu.iq
P-ISSN: 1813–6729 E-ISSN: 2707-1359

Estimating a Fuzzy Semi-parametric Regression Model with Fuzzy Inputs and Fuzzy Outputs

Rania Salman Hadi
Dept. of Financial Affairs, General Directorate of Education, Ministry of Education, Diyala Iraq.
Email: rania.salman@uomustansiriyah.edu.iq , ORCID: https://orcid.org/0009-0008-7408-619X
Haifa Taha Abd
Dept. of Statistics, Economics & Administration, Mustansiriyah University, Baghdad, Iraq.
Email: haefaa_adm@uomustansiriyah.edu.iq , ORCID: https://orcid.org/0000-0002-3096-7728

Article Information

Article History:
Received: 24 / 1 / 2024
Accepted: 25 / 2 / 2024
Available Online: 01 / 06 / 2025
Page no: 01 – 07

Keywords:
fuzzy semi-parametric regression model, kernel smoothing method, cubic method, Goodness .of .fit

Correspondence:
Researcher name: Haifa Taha Abd
Email:
haefaa_adm@uomustansiriyah.edu.iq

Abstract

The Fuzzy Semi-Parametric Partial Linear Model is an essential model for data analysis because it consists of two parts: a parametric part and a nonparametric part. The research dealt with the method of estimating the parametric part using the Fuzzy Ordinary least Square method and estimating the nonparametric part using the Kernel Smoothing method using functions (Triangular, Gaussian, Epanechnikov) and using the simulation method using the MATLAB program to obtain the results for four sample sizes (50, 75, 150, 200) with a variance of (0.1, 0.5, 0.9) and the experiment was repeated 1000 times. The results showed that the Speckman-Gaussian method is the best because it has the lowest Goodness. Fit.