



المجلة العراقية للعلوم الاقتصادية
Iraqi Journal For
Economic Sciences



PISSN : 1812-8742

EISSE ONUN : 2791-092X

Arcif : 0.375

Some methods of estimating the fuzzy semi-parametric regression model with fuzzy inputs and fuzzy outputs for the Iraq Stock Exchange

بعض طرائق تقدير النموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي بمدخلات ضبابية ومخرجات ضبابية لسوق الأوراق المالية

رانية سلمان هادي

Rania Salman Hadi

Rania.salman@uomustansiriyah.ed

هيفاء طه عبد

Haifa Taha Abd

Haefaa-adm@uomustansiriyah.ed

كلية الإدارة والاقتصاد / جامعة المستنصرية

Abstract

The Fuzzy Semi-Parametric Partial Linear Model is one of the important models for data analysis because it consists of two parts, a parametric and a nonparametric. 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 the functions (Triangular, Gaussian, Epanechnikov), in addition to the Cubic spline smoother method, and based on real data obtained from the website of the Iraq Stock Exchange, as the banking sector was studied in general and monthly data was taken for the period (from 1/1/2010 to 30/8/2023) and the number of views was (164) views, and with a band width of 0.5, the Speakman Gaussian method was the best estimation method because it has the lowest value of the Goodness of fit values.

Keywords: Fuzzy semi parametric, regression model, Kernel Smoothing, Fuzzy Ordinary Least Squares (FOLS).

المستخلص:

يعد النموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي (Fuzzy Semi-Parametric Partial linear Model) من النماذج المهمة لتحليل البيانات لكونه يتكون من جزأين معلمي و اللامعلمي . 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) ، بالإضافة الى طريقة الشريحة التكعيبية Cubic spline smoother ، وبالاعتماد على بيانات حقيقية تم الحصول عليها من الموقع الالكتروني لسوق العراق للأوراق المالية ، اذ تم دراسة قطاع المصارف بشكل عام وأخذ بيانات شهرية للمدة (من 2010/1/1 لغاية 2023/8/30) وكان عدد المشاهدات (164) مشاهدة ، وبعرض حزمة 0.5 كانت طريقة Speakman Gaussian افضل طرائق التقدير كونها تمتلك اقل قيمة من قيم حسن المطابقة ال Goodness of fit

الكلمات الرئيسية: النموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي ، طريقة التمهيد Kernel Smoothing المربعات الصغرى الاعتيادية الضبابية FOLS

المقدمة

إن 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 أو عرض هذه العلاقة وفق اتجاه خطي تقريبي. لكن في العديد من الجوانب التطبيقية يُلاحظ ان اغلب البيانات تتكون من أكثر من متغير توضيحي يؤثر على متغير الاستجابة لذا فأن من غير الممكن استعمال الانحدار الخطي البسيط ، كما أن بعضاً من متغيرات الدراسة ممكن ان تسلك سلوكاً معلمياً والبعض الآخر يسلك سلوكاً لا معلمياً ، هذه المشاكل قادت الباحثين الى التفكير في التعامل مع ما يسمى بالنماذج شبه المعلمية والشكل العام للنموذج كما في ادناه :

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

Y : المتغير المعتمد من الدرجة $1 \times n$.

B : متجه المعلمات المطلوب تقديرها من الدرجة $1 \times (p + 1)$.

$\tilde{X}$: مصفوفة المتغيرات الضبابية التوضيحية ذات بعد $(n \times (p + 1))$.

$f(S)$: الجزء اللامعلمي من الدرجة $1 \times n$.

ϵ : الخطأ العشوائي بتوقع صفر وتباين σ^2 من الدرجة $1 \times n$.

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 واسعاً ، 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 نموذج الانحدار الخطي الجزئي وذلك بسبب أهمية هذا النموذج وامتلاكه الخصائص التي تمكنه من تجاوز مشكلات الاقتصاد القياسي التي تعاني منها النماذج المعلمية ومشكلة الأبعاد التي تعاني منها النماذج شبه المعلمية مما جعله محط اهتمام الباحثين.

2.1 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 لا يمكن معرفة سلوكها هل تسلك سلوكاً معلمياً او سلوكاً غير معلمياً لذا يتم اللجوء الى الطرائق شبه المعلمية لحل هذه المشكلة.

3.1 هدف البحث: يهدف البحث الى تقدير النموذج شبه المعلمي بمدخلات ضبابية ومخرجات ضبابية ايضاً ومعلمات ضبابية مثلثية باستخدام طريقة التمهيد Kernel والمربعات الصغرى الضبابية بالاعتماد على بيانات سوق العراق للأوراق المالية فرع المصارف..

4-1 المنطق الضبابي Fuzzy Logic [5] [2] اطلق مصطلح (المنطق الضبابي) من قبل العالم الأمريكي لطفي زادة عام 1965 ، كتعميم للمجموعات الاعتيادية واستخدم آنذاك في وصف المجموعات متعددة القيم، ثم بعدها بزمان قصير ظهر مصطلح المجموعات الضبابية (Fuzzy set) وهي تعطي وصفاً أكثر 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:

$$B \cap \bar{B} = 0 \text{ in crisp set} \quad B \cap \bar{B} \neq 0 \text{ in fuzzy set} \quad (2)$$

لذا يمكن تعريف المجموعة الضبابية على انها مجموعة عناصر مكونة من مركبتين ، المركبة الأولى تمثل العنصر-والثانية تمثل درجة انتماء هذا العنصر- للمجموعة الجزئية ، ومثال 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.

$$\hat{C} = \{(x, \mu_{\hat{C}}(x)) ; x \in X ; 0 \leq \mu_{\hat{C}}(X) \leq 1\} \quad (3)$$

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

1-4-1 الدوال العضوية المستخدمة في المنطق الضبابي The Membership Function Used In Fuzzy Logic [5][9][7]
يتم استخدام الدالة العضوية لتحديد كيفية انتماء عنصر ما الى المجموعة الضبابية ، والشرط الأساسي لهذه الدالة ان يكون مداها بين [0-1] (محمد وحيد ، 2014:ص 26) 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.

- 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 :

$$\mu_{\hat{C}}(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & , \quad \text{if } a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & , \quad \text{if } b \leq x \leq c \\ 0 & , \quad c \leq x \end{cases} \quad (4)$$

طرائق تقدير النموذج الانحدار الجزئي شبه المعلمي الضبابي Fuzzy Semi parametric [8] [2] **Partially Linear Mode**

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

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

ومن ثم بنفس الأسلوب يتم تعويض هذا المقدّر في دالة النموذج شبه المعلمي ليتم تقدير الجزء اللامعلمي

$$\tilde{Y} - \tilde{X}\tilde{\beta} = \tilde{W}_Y + \tilde{\varepsilon} \quad (6)$$

ان النموذج الانحدار الجزئي شبه المعلمي الضبابي يكتب بالصيغة الاتية:

$$\tilde{y}_i = \bigoplus_{i=1}^p (\tilde{\beta}_i \otimes \tilde{x}_{li}) \oplus \tilde{f}(\tilde{s}_i) \oplus \tilde{\varepsilon}_i , \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

حيث ان

$$\tilde{y}_i = (y_i ; l_{yi}, r_{yi})_{LR}' S$$

$$\tilde{x}_i = (x_i ; l_{xi}, r_{xi})_{LR}' S$$

$$\tilde{\beta}_i = \beta_i$$

$$s_i \in [0,1] \text{ and } s_i \leq s_j \text{ for any } i < j$$

$$\tilde{f}(s) = (f(s) ; l_s, r_s)_{LR} \quad l_s, r_s > 0$$

$$\tilde{\varepsilon}_i = \varepsilon_i$$

1-5-1 طريقة تمهيد النواة Kernel Smoothing: تناولت أغلب الدراسات تمهيد Kernel وذلك لكون جميع أساليب التمهيد مساوية الى هذا التمهيد عند زيادة حجم العينة مع ملاحظة ان طرق Kernel

تستعمل في الانحدار اللامعلمي ودوال الكثافة الاحتمالية ودوال كثافة الطيف. ان الفكرة الأساسية للتمهيد تعتمد على الاوزان $w_j(s^*)$ والتي يمكن ان تمثلها دالة النواة (Kernel) او ما تُدعى بدالة الكثافة وتكمن أهميتها بتعديل صيغة وحجم الاوزان طبقاً لموقع النقطة نسبة إلى نقطة التقدير (s^*) ، أي انها تعطي وزناً اكبر للنقاط القريبة من (s^*) وبالعتماد على عرض الحزمة (h) والمسافة بين المشاهدات والنقطة (s^*) . ان تقدير الدالة $f(s^*)$ في النموذج الانحدار اللامعلمي الضبابي يكتب في الصيغة الاتية :

$$\tilde{f}(s_i) = \sum_{j=1}^n w_j(s_i)$$

Where

$$w_j(s_i) = \frac{\frac{1}{nh} k\left(\frac{s_j - s_i}{h}\right)}{\frac{1}{nh} \sum_{j=1}^n k\left(\frac{s_j - s_i}{h}\right)}$$

في أساليب التمهيد اللامعلمي يتم استخدام الوزن كما في الصيغة الاتية:

$$k_h(\cdot) = \frac{1}{h} k\left(\frac{\cdot}{h}\right)$$

معتمداً على دالة الوزن $K(\cdot)$ ومعلمة التمهيد (h) نقوم بإيجاد قيمهما للحصول على الوزن $k_h(\cdot)$. تكمن أهمية الاوزان $K(s_j - s_i)$ و n من المشاهدات في انها تعطي وزناً اكبر لنقاط البيانات التي تكون قريبة من النقطة الافتراضية (s_0) لأنها تساهم بشكل اكبر في تقدير دالة الانحدار $\tilde{f}(s^*)$ من النقاط التي تكون بعيدة عنها ، ومن خصائص دوال (Kernel) هي :

1- $K(s)$ دالة مستمرة وذات قيم حقيقية غير سالبة.

2- $\int_{-\infty}^{\infty} K(s) dz = 1$

3- $K(s)$ دالة متماثلة حول الصفر .

وهناك عدة أنواع من دوال ال Kernel كما موضح في الجدول الاتي:

جدول (1) يوضح بعض من دوال النواة (Kernel)

Kernel	Equation	Interval
Epanechnikov	$K(s) = \frac{3(1-s^2)}{4}$	$-1 \leq s \leq 1$
Triangular	$K(s) = 1 - s $	$-1 \leq s \leq 1$
Gaussian	$K(z) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right) \exp\left(\frac{-s^2}{2}\right)$	$-1 \leq s \leq 1$

ان معلمة التمهيد h غالباً ما يكون تأثيرها قوي في درجة التقدير لأنها تؤثر بشكل كبير في التحيز والتباين لأنه كلما قلت عرض الحزمة قل التحيز ويزداد التباين والعكس صحيح وهذا يؤثر بشكل كبير في تمهيد المنحنى ومعدل اقترابه من المنحنى الأصلي. لذا فإن اختيار قيمة عرض الحزمة (Bandwidth) مهم في تقدير منحنى الانحدار اللامعلمي الضبابي ويعد أكثر أهمية من نوع دالة النواة (Kernel) ، اذ كلما تغيرت قيمة عرض الحزمة h تغير شكل المنحنى في حال بقاء دالة النواة ثابتة وبخلاف ذلك فعند تغير دالة النواة بفرض ثبات عرض الحزمة هذا لن يغير شكل المنحنى والهدف الأساسي من الاختيار الأمثل لعرض الحزمة h هو تقليل متوسط مربع الخطأ. اكد ذلك الباحث (Hardle) عام 1990 على ان اختيار عرض الحزمة h الملائم افضل من اختيار دالة النواة (Kernel) ، اذ ان عرض الحزمة h عنصر أساسي في عملية التقدير فاذا كان عرض الحزمة كبير $h \rightarrow \infty$ يؤدي ذلك الحصول على تمهيد مرتفع (Over Smoothing Curve) واذا كان عرض الحزمة صغير يؤدي ذلك الى الحصول تمهيد منخفض (Under Smoothing Curve) ، لذا يتضح الغرض من عرض الحزمة h هو تقريب دالة الانحدار اللامعلمية وشبه المعلمية الى الدالة الاصلية ومن المهم ملاحظة ان عرض الحزمة h يعتمد بشكل كبير على حجم العينة.

$$\begin{aligned}
 \tilde{y}_j &= \sum_{i=1}^p \beta_1 \oplus \sum_{j=1}^n (w_j(s_i) \otimes \tilde{y}_j) \ominus_H \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^p (w_j(s_i) \beta_1 \otimes \tilde{x}_{lj}) \\
 &= \sum_{j=1}^n (w_j(s_i) \otimes \tilde{y}_j) \oplus \sum_{l=1}^p \beta_1 \otimes \left(\tilde{x}_{li} \ominus_H \sum_{j=1}^n (w_j(s_i) \beta_1 \otimes \tilde{x}_{lj}) \right) \\
 &= \left(\sum_{j=1}^n w_j(s_i) y_j, \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{y_j}, \sum_{j=1}^n w_j(s_i) r_{y_j} \right) \\
 &\quad \oplus \sum_{l=1}^p \beta_1 \otimes \left(\tilde{x}_{li} \ominus_H \left(\sum_{j=1}^n w_j(s_i) x_{lj} ; \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{x_{li}}, \sum_{j=1}^n w_j(s_i) r_{x_{li}} \right) \right)_{LR} \\
 &= \left(\sum_{j=1}^n w_j(s_i) y_j ; \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{y_j}, \sum_{j=1}^n w_j(s_i) r_{y_j} \right)_{LR} \\
 &\quad \oplus \sum_{l=1}^p \beta_1 \left(x_{li} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) x_{lj} \right) ; \sum_{l=1}^p s_1 \beta_1 \left(l_{x_{li}} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{x_{li}} \right) \\
 &\quad - \sum_{l=1}^p \beta_1 (1 - k_l) \beta_l \left(r_{x_{li}} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) r_{x_{li}} \right), \sum_{l=1}^p k_l \beta_l \left(r_{x_{li}} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) r_{x_{li}} \right) \\
 &\quad - \sum_{l=1}^p (1 - k_l) \beta_l \left(l_{x_{li}} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{x_{li}} \right)_{LR}
 \end{aligned}$$

Where

$$s_l = \begin{cases} 1 & \beta_l \leq 0 \\ 0 & \beta_l < 0 \end{cases}, \quad l = 1, 2, \dots, p,$$

And

$$l_{x_i} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{x_j} = 0$$

وبتطبيق العمليات الحسابية على بيانات ضبابية لذلك يمكن تقدير القيم المقدرة للمخرجات الضبابية على انها :

$$\hat{\tilde{y}} = (\hat{y}_i; l_{\hat{y}_i}, r_{\hat{y}_i})_{LR}$$

Where

$$\begin{aligned}
 \hat{y}_i &= \sum_{j=1}^n w_j(s_i) y_j + \sum_{l=1}^p \beta_l \left(x_{li} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) x_{lj} \right), \\
 l_{\hat{y}_i} &= \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{y_j} + \sum_{l=1}^p k_1 \beta_l \left(l_{x_{li}} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{x_{li}} \right) \\
 &\quad - \sum_{l=1}^p (-k_l) \beta_l \left(r_{x_{li}} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) r_{x_{li}} \right), \\
 r_{\hat{y}_i} &= \sum_{j=1}^n w_j(s_i) r_{y_j} + \sum_{l=1}^p k_1 \beta_l \left(r_{x_{li}} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) r_{x_{li}} \right) \\
 &\quad - \sum_{l=1}^p (1 - k_l) \beta_l \left(l_{x_{li}} - \sum_{j=1}^n w_j(s_i) l_{x_{li}} \right).
 \end{aligned}$$

لذلك فإنّ مجموع انحرافات مطلق الخطأ في FSPLM الموجودة في معادلة (4) دون حساب المسافة D_{abc} تعطى كالآتي:

$$Q(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p) = \sum_{i=1}^n D_{abs}(\tilde{y}_i, \hat{\tilde{y}}_i).$$

يوجد العديد من الطرق لاختيار القيمة المثلى لمعلمة التمهيد h مثل طريقة العبور الشرعي (Cross Validation) وطريقة العبور الشرعي العامة (Generalized Cross Validation) وطريقة (Local risk estimation) وطريقة البوتسراب (Bootstrap) وغيرها من الطرق :

1- طريقة العبور الشرعي (Cross Validation) لتقدير عرض الحزمة. تعد طريقة العبور الشرعي (CV) إحدى طرائق اختيار معلمة التمهيد وتسمى أيضا بطريقة (leave-one-out) ، وأن الفكرة الأساسية لهذه الطريقة تقوم على أساس أنه في كل مرة يتم استبعاد قيمة واحدة من قيم المتغيرات بشكل تدريجي لتحديد معلمة التمهيد التي تقلل مجموع مربعات البواقي لدالة التمهيد h باعتماد على $(n-1)$ من النقاط موضحة في الصيغة الآتية:

$$CV(h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D(\tilde{y}_i, \hat{\tilde{y}}_{(i)}^h) \quad (8)$$

عندما D تمثل المسافة Diamond distance

$$D_D(\tilde{A}, \tilde{B}) = (a - b)^2 + (a_1 - b_1)^2 + (a_r - b_r)^2$$

و حسب الصيغة الآتية :

$$\hat{\tilde{y}}_{(i)}^h, i = 1, 2, \dots, n$$

تدل على القيم التقديرية للمخرجات الضبابية ذات الصلة بمعلمة التمهيد h بناءً على البيانات $(x_j, \tilde{y}_j)$.

2-5-1 طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية الضبابية. [3][2]

Fuzzy Ordinary Least Square Estimators (FOLSE)

أول من ناقش طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية كان الباحث Speakman عام 1988م ، من خلال إنموذج الانحدار شبه المعلمي يمكننا تقدير المعالم بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية. ويكون النموذج كالآتي:

$$\tilde{Y} = \tilde{X}\tilde{\beta} + \tilde{W}\tilde{\gamma} + \epsilon \quad (9)$$

عندما

$\tilde{Y}$: متغير الاستجابة الضبابي من الرتبة $(n * 1)$.

$\tilde{X}$: مصفوفة المتغيرات الضبابية من الرتبة $(n * p)$.

$\tilde{W}\tilde{\gamma} = \tilde{f}(\tilde{s}_i)$ عندما $\tilde{W}$ عناصر مصفوفة دالة Kernel Smoothing الضبابية من الرتبة $(n * p)$ ، $\tilde{\gamma}$

يمثل متجه المعلمات الغير معرفة المضافة من الرتبة $(n * 1)$

ϵ : 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 لانها تمتلك افضل تقدير غير متحيز (Blue). (رسول داود فيصل ، 2020 : ص33) وكما يأتي:

$$\begin{aligned} \tilde{\epsilon}'\tilde{\epsilon} &= (\tilde{Y} - \tilde{X}\tilde{\beta} - \tilde{W}\tilde{\gamma})' (\tilde{Y} - \tilde{X}\tilde{\beta} - \tilde{W}\tilde{\gamma}) \\ \frac{\Delta\tilde{\epsilon}'\tilde{\epsilon}}{\Delta\tilde{\beta}} &= -\tilde{X}' (\tilde{Y} - \tilde{X}\tilde{\beta} - \tilde{W}\tilde{\gamma}) = 0 \\ \tilde{X}'\tilde{X}\hat{\tilde{\beta}} &= \tilde{X}' (\tilde{Y} - \tilde{W}\tilde{\gamma}) \quad (10) \\ \frac{\Delta\tilde{\epsilon}'\tilde{\epsilon}}{\Delta\tilde{\gamma}'} &= -\tilde{W}' (\tilde{Y} - \tilde{X}\hat{\tilde{\beta}} - \tilde{W}\tilde{\gamma}) = 0 \\ \tilde{W}'\tilde{W}\tilde{\gamma} &= \tilde{W}' (\tilde{Y} - \tilde{X}\hat{\tilde{\beta}}) \\ \hat{\tilde{\gamma}} &= (\tilde{W}'\tilde{W})^{-1}\tilde{W}' (\tilde{Y} - \tilde{X}\hat{\tilde{\beta}}) \quad (11) \end{aligned}$$

وبضرب المعادلة (10) بـ $(\tilde{W})$ ينتج

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

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

$$\begin{aligned} \tilde{X}'\tilde{X}\hat{\tilde{\beta}} &= \tilde{X}' (\tilde{Y} - P_W(\tilde{Y} - \tilde{X}\hat{\tilde{\beta}})) \\ \tilde{X}'\tilde{X}\hat{\tilde{\beta}} &= \tilde{X}'\tilde{Y} - \tilde{X}'P_W\tilde{Y} + \tilde{X}'P_W\tilde{X}\hat{\tilde{\beta}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\tilde{X}' \tilde{X} \tilde{\beta} - \tilde{X}' P_W \tilde{X} \tilde{\beta} &= \tilde{X}' \tilde{Y} - \tilde{X}' P_W \tilde{Y} \\ \tilde{X}' (I - P_W) \tilde{X} \tilde{\beta} &= \tilde{X}' (I - P_W) \tilde{Y} \\ \tilde{\beta} &= \left(\tilde{X}' (I - P_W) \tilde{X} \right)^{-1} \tilde{X}' (I - P_W) \tilde{Y} \quad (13)\end{aligned}$$

وبما أنه P_W يمثل مصفوفة التقدير وتكون متماثلة وصماء لذلك يمكن إعادة المعادلة (21) كما يأتي:

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

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

$$\begin{aligned}\hat{\hat{a}} &= (X^{*'} X^*)^{-1} X^{*'} Y^* \\ \hat{\hat{\beta}}_s &= \left(\hat{\beta}_s^l, \hat{\beta}_s^m, \hat{\beta}_s^r \right) \quad s = 1, 2, \dots, k\end{aligned}$$

ومعلومات النموذج الضبابية المقدرة بطريقة المربعات الصغرى $s = 1, 2, \dots, k$

6-1 ممهد الشريحة التكعيبية (Cubic spline smoother): تعد طريقة شرائح التمهيد التكعيبية أحد طرائق ملائمة المنحنى اللامعلمي وتستعمل كذلك كطريقة ملائمة للنماذج أو الدوال شبه المعلمية التي يتم استخدامها لتقدير الدالة f ويرمز لها بـ RSS والتي تقوم بتصغير مجموع مربعات البواقي وعند تصغير RSS يؤدي ذلك إلى مقدر قريب من البيانات والحصول على منحنى متذبذب وتعتمد على مجموع مربعات البواقي الجزئية RSS مضافاً إليها حد الجزاء (roughness penalty) غير الممهد إلى مجموع RSS ويمثل هذا الحد $\int [f''(s)]^2 dz$ تكامل المشتقة الثانية في الشريحة الممهدة لينتج عنه معيار المربعات الصغرى الجزئية والتي يرمز لها بالرمز $(PRSS)$ كما يأتي:

$$PRSS = \sum_{i=1}^n (y_i - f(s_i))^2 + \int_a^b (f''(s))^2 dz \geq 0 \quad [z_{min}, z_{max}] \subset [a, b] \dots \quad (16)$$

إذا كان الحد الأول يمثل مجموع RSS أو يمثل قرب البيانات من المنحنى الممهّد. ويمثل الحد الثاني حد الجزاء أو (حد الاستقرار) والذي يكون موزوناً بـ $\square$ إذا كان لمعلمة التمهيد دوراً كبيراً في تحديد حجم هذا الحد، فعندما تكون $0 \rightarrow$ هذا يعني أن مجموع RSS سيكون الجزء الوحيد الذي يفسر البيانات وعندما تكون $\infty \rightarrow$ فإن الحد الثاني سيكون كبيراً وينتج عنه منحنى ثابت ومطابق لمنحنى متغير الاستجابة Y ، وهذا يعني أن ستكون كمفتاح تحكم بين حسن المطابقة (Goodness of fit) المتمثل بالحد الأول $\sum_{i=1}^n (y_i - f(s_i))^2$ والتقدير الممهّد بالجزء الثاني $\int [f''(s)]^2 dz$ ويكون الشرط الضروري على دالة f أن تكون قابلة للاشتقاق مرتين وتكون هنالك إمكانية إجراء تكامل لمربع المشتقة الثانية لها. أوجد الباحثان (Green & Silverman) في عام 1994 طريقة حل الجزاء غير الممهّد كما يأتي:

بافتراض أنه لدينا n من المشاهدات $(t_1, t_2, \dots, t_n)$ في الفترة $[a, b]$ ، وأن الدالة f تشير إلى شريحة تكعيبية إذا تحقق الشرطان الآتيان:

- 1- في كل فترة جزئية (t_i, t_{i+1}) تكون الدالة المقدرة $\hat{f}$ متعددة الحدود تكعيبية.
 - 2- الدالة المقدرة $\hat{f}$ ومشتقاتها التفاضلية الأولى والثانية f', f'' موجودة ومستمرة في نقاط t_i .
- ومن هذه الشروط نستنتج أن المنحنى المقدّر هو عبارة عن شريحة تكعيبية طبيعية (Natural Cubic Spline) إذا كانت المشتقة الأولى والثانية للدالة f صفر عند نقاط الحد a و b .

وبافتراض أن $i = 1, 2, \dots, n \quad \gamma_i = f''_{t_i} \quad f_i = f_{t_i}$

فأن من شروط الشريحة التكعيبية الطبيعية $\gamma_1 = \gamma_n = 0 \rightarrow f''_{t_1} = f''_{t_n} = 0$

وبافتراض أن f هي متجه من الرتبة $(n+1)$ إذا $f = (f_1, f_2, f_3, \dots, f_n)^T$ وأن γ هي متجه المشتقة الثانية $\gamma = (\gamma_2, \gamma_3, \dots, \gamma_n)^T$ من الرتبة $(n-2)$ وأن المتجهين γ و f هما اللذان يحددان شكل المنحنى إذا أن هذه المتجهات يتم تعريفها عن طريق اثنتين من المصفوفات (A, Δ) وكما يأتي:

C: تمثل الفرق بين المشاهدتين t_i, t_{i+1} وكما يأتي:

$$h_i = t_i - t_{i+1} \quad i = 1, 2, \dots, n-1$$

A: تمثل مصفوفة متمثلة من الدرجة $(n-2) \times (n-2)$ بعناصر A_{ij} ويتم حساب عناصرها كما يأتي:

$$A_{ii} = \frac{1}{3} [C_{i-1} + C_i] \quad i = 2, 3, \dots, n-1$$

$$A_{i,i+1} = \frac{1}{6} * C_i \quad i = 2, 3, \dots, n-1$$

$$A_{ij} = 0, \forall |i-j| \geq 2 \quad i, j = 2, 3, \dots, n-1$$

Δ : تمثل مصفوفة من الدرجة $(n \times (n-2))$ بعناصر Δ_{ij} اذ ان:

$$i = 1, 2, 3, \dots, n \quad ; \quad j = 2, 3, 4, \dots, n-1$$

ويتم حساب عناصر مصفوفة Δ كما يأتي:

$$\Delta_{(j-1, j)} = h_{(j-1)}^{-1}$$

$$\Delta_{jj} = -h_{(j-1)}^{-1} - h_j^{-1}$$

$$\Delta_{(j+1), j} = h_j^{-1}$$

$$\Delta_{(i, j)} = 0, \forall |i-j| \geq 2$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n \quad ; \quad j = 2, 3, 4, \dots, n-1$$

وبما ان المصفوفة A هي مصفوفة (Positive - definite) فإن A^{-1} موجودة ويمكن تعريف المصفوفة K كما يأتي:

$$K = \Delta A^{-1} \Delta^T \quad (17)$$

اثبت الباحثان (Green and Silverman) في عام 1995 ان المتجهين γ, f هما شرائح تكعيبية طبيعية اذا استوفيا الشرط الاتي:

$$\Delta^T f = A_\gamma \quad (18)$$

وعند وجود الشرط في أعلاه فإن تكامل المشتقة للدالة f تكتب كما يأتي:

$$\int_a^b (f''(s))^2 dz = \gamma' A \gamma = f' k f \quad (19)$$

وبالتعويض عن المعادلة (19) في (16) فإن معيار المربعات الصغرى الجزائية يكتب بصيغة المصفوفات وكما يأتي:

$$PRSS = (y - f)^T (y - f) + \lambda (f' k f) \quad (20)$$

اذ ان λ تمثل معلمة التمهيد $y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)^T$, $f = (f_1, f_2, f_3, \dots, f_n)^T$ ولغرض إيجاد متجه القيم المقدرة $\hat{f}$ نعمل على تصغير المعيار في المعادلة (15) كما يأتي:
إيجاد المشتقة بالنسبة الى f وكما يأتي:

$$\frac{\partial PRSS}{\partial f} = -2(y - f) + 2\lambda k f$$

$$\frac{\partial PRSS}{\partial f} \Big|_{f=\hat{f}} = 0$$

$$y - \hat{f} = \lambda k \hat{f}$$

$$\hat{f} = (I + \lambda)^{-1} y \quad (21)$$

والتي تسمى صيغة Riensch

وبافتراض

$$S_\lambda = (I + \lambda K)^{-1}$$

لذا يمكن كتابة المتجه في أعلاه كما يأتي:

$$\hat{f} = S_\lambda y \quad (22)$$

اذ ان S_λ تسمى مصفوفة التمهيد وهي مصفوفة معرفة غير سالبة من الدرجة $(n \times n)$ وتعتمد على قيمة λ وقيم t_i ولا تعتمد على قيم y_i

7-1 معيار المقارنة **Criterion Comparisons [2]**: لغرض اجراء المقارنة بين طرائق التقدير المستخدمة في تقدير إنموذج الانحدار الجزئي شبه المعلمي الضبابي نعمل على معيار الـ (Goodness Of Fit) الذي يقيس مقدار

التحيز بين القيم المشاهدة للمتغير المعتمد الضبابي والقيم المقدرة ولجميع قيم x_i التي تعتمد على مسافة (Diamond) لذا يكون تعريفه كالآتي:

$$G.O.F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d^2(Y_i, \hat{g}(x_i)) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((l_{yi} - \hat{l}_{yi})^2 + (m_{yi} - \hat{m}_{yi})^2 + (r_{yi} - \hat{r}_{yi})^2)$$

n : تمثل عدد المشاهدات.

$Y_i = (l_{yi}, m_{yi}, u_{yi})$ ولجميع قيم x_i والتي تمثل الحد الأيمن والوسط واليسار للمتغير المعتمد الضبابي $\hat{g}(x_i) = (\hat{l}_{yi}, \hat{m}_{yi}, \hat{u}_{yi})$ القيم المقدرة له والتي تمثل أيضاً الحد الأيمن والوسط واليسار لدالة الانحدار الضبابية

8-1 الجانب التطبيقي: سنتناول في هذا الجانب من الرسالة تطبيق طرائق التقدير شبه معلمية المستندة الى طرائق تم دراستها في الجانب النظري على بيانات حقيقية تم الحصول عليها من الموقع الالكتروني لسوق العراق للأوراق المالية ، اذ تم دراسة قطاع المصارف بشكل عام وأخذ بيانات شهرية للمدة (من 2010/1/1 لغاية 2023/8/30) وكان عدد المشاهدات (164) مشاهدة وهي مبينة في ملحق (1)

1-8-1 سوق العراق للأوراق المالية Iraq Stock Exchange [2]: تأسس سوق العراق للأوراق المالية Iraq Stock Exchange بموجب القانون رقم 74 لسنة 2004 المنشور في جريدة الوقائع العراقية بالعدد 3983 في حزيران 2004 . وهو هيئة مستقلة مالياً وإدارياً خاضع لرقابة هيئة الأوراق المالية ، يُنظم السوق الادراج والتداول على اسهم الشركات المساهمة العراقية وفقاً للمعايير ويبلغ عدد الشركات المسجلة (103) شركة مساهمة تشمل الكثير من الشركات بمختلف القطاعات منها شركات المصارف ، وشركات الاتصالات وشركات التأمين... الخ ويهدف هذا السوق إلى تعزيز مصالح المستثمرين بسوق حرة يُوثق بها امينة ، وتنافسية وتتسم بالشفافية ، وفاعلة كذلك تهدف إلى تنظيم وتبسيط تعاملات الأوراق المالية بصورة عادلة منتظمة وفي ضمنها عمليات التسوية والمقاصة لهذه التعاملات. والعراق إحدى الدول التي تسعى لتحديث وتطوير سوقها المالية وجعلها أكثر حداثة لمواكبة التطورات المالية ولهذا حقق سوق العراق الكثير من الإنجازات ، كما ان تحليل مؤشرات السوق الأساسية أظهرت أغلبها تطوراً ملحوظاً ومن أجل الوقوف على التطورات الحاصلة في السوق لابد من دراسة مؤشرات الأساسية والتي هي انعكاسٌ للجهود المبذولة للقائمين على السوق وانعكاسٌ للظروف الاجتماعية والاقتصادية للاقتصاد العراقي. وتم دراسة قطاع المصارف لأنها تمثل الجزء الأكبر من سوق العراق للأوراق المالية اذ بلغ عدد شركاتها (43) شركة مصرفية من اصل (103) شركة مساهمة (خاصة ومختلطة) بحسب التقرير السنوي لسوق العراق للأوراق المالية لسنة 2022 ، اذ بلغت نسبة التداول لقطاع المصارف (92.8%) من حيث عدد الأسهم المتداولة. لقد تم دراسة اربعة مؤشرات من قطاع المصارف وهي كما يلي:

1- القيمة السوقية : هو تعبير عن قيم سعر اغلاق اسهم الشركات في نهاية اخر يوم من الشهر أو السنة ، وهذا المؤشر مهم لرصد التطورات الحاصلة في النشاط الاستثماري للشركات المتداولة في السوق ومن ثم الاقتصاد ، بمعنى ان زيادة القيمة السوقية تعني زيادة حجم المشروعات الاستثمارية التي يتم تمويلها بطرح الأسهم، ولكن زيادتها تعبر عن ارتفاع الأوراق المالية في حالات معينة. وهو يمثل المتغير التابع الضبابي (y_r, y_m, y_l)

2- حجم التداول: وهو عبارة عن حاصل ضرب عدد الأسهم في أسعارها خلال الفترة ، كما يعبر هذا المؤشر عن التبادل الفعلي للأسهم المكتتب بها في السوق ويعكس مدى سيولة السوق . وهو يمثل المتغير الاول المعلمي الضبابي (x_{1r}, x_{1m}, x_{1l}) .

3- عدد الأسهم المتداولة : وهو عبارة عن تداول عدد الأسهم في قاعة السوق خلال المدة المحددة لنشاط التداول وبمختلف الأسعار السوقية . وهو يمثل المتغير الثاني المعلمي الضبابي (x_{2r}, x_{2m}, x_{2l}) .

4- عدد الشركات المدرجة: وهو عبارة عن الشركات المسموح لها بالتعامل في الأوراق المالية بالسوق المالي والتي استوفت شروط متطلبات الادراج، وكذلك يستخدم هذا المؤشر لبيان حجم السوق وتمثيل الشركات للقطاعات الاقتصادية العاملة في الاقتصاد. وهو يمثل المتغير الثالث اللامعلمي (x_{3r}, x_{3m}, x_{3l}) .

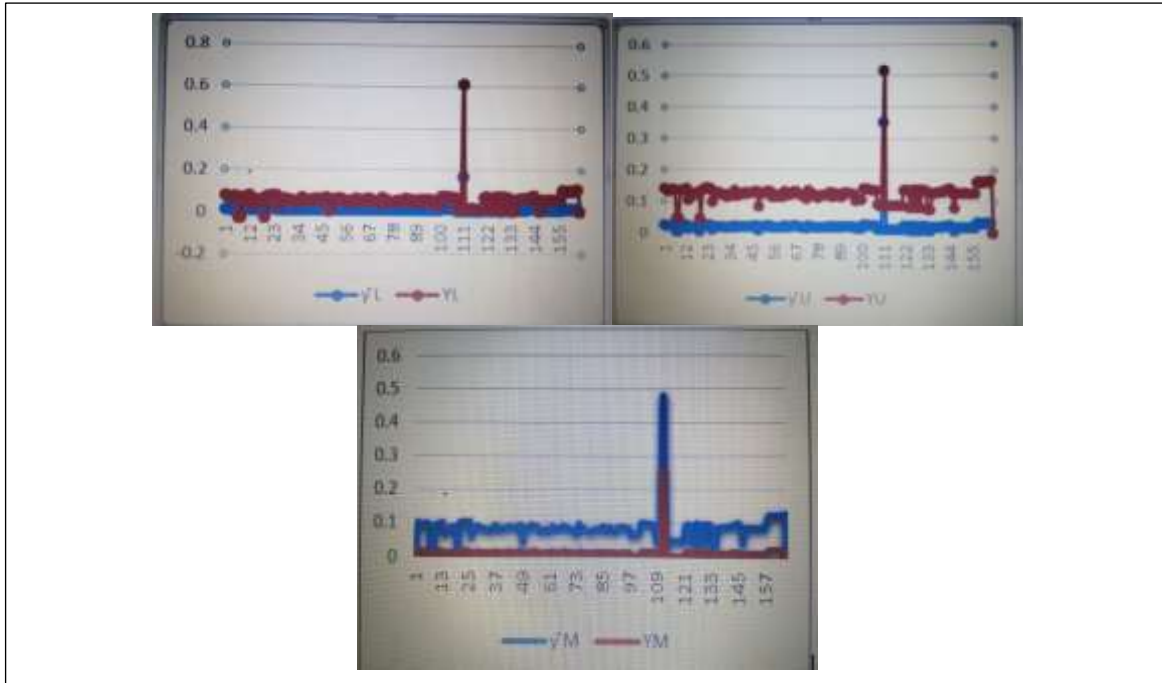
2-8-1 نتائج Goodness of Fit لدالة الانحدار $f(z) = \sin^3(2\pi z)$:

جدول (8) قيمة حُسن المطابقة G.O.F لطرائق التقدير

Method	G.O.F	عرض الحزمة	معلمة التمهيد
Speakman	Epanechnikov	0.00392	-
	Triangular	0.00098	
	Gaussian	0.00029	
Speakman - Spline- Cubic	0.00758	-	0.01

من الجدول (8) يبين بأن افضل قيمة للتقدير هي طريقة Speakman- Gaussian وذلك لأنها امتلكت اقل قيمة (G.O.F) والتي تساوي (0.00029). ولتحديد الفرق بين القيم الحقيقية والتقديرية تم تحديدها بالمخطط التوضيحي التالي:

شكل رقم (1) يبين القيم (العليا والوسطى والدنيا) القيمة الحقيقية لـ y والقيمة التقديرية لـ $\hat{y}$



9.1 الاستنتاجات

تم الاعتماد على بيانات سوق الأوراق المالية فرع المصارف وتم الاستنتاج بأن طريقة Speakman- Gaussian افضل طرائق تقدير أنموذج الانحدار شبه المعلمي الضبابي بالاعتماد على قيمة حُسن المطابقة Goodness of fit والتي بلغت (0.00029) وهي اقل قيمة ، كما أنّ الفرق بين القيم الحقيقية والتقديرية نلاحظ الفرق قليل وهذا يدل على أهمية الطرائق في تقدير الأنموذج

REFERENCE

المصادر:

- 1- حمود، مناف يوسف، "مقارنة مقدرات Kernel اللامعلمية لتقدير دوال الانحدار"، رسالة ماجستير، جامعة بغداد، كلية الإدارة والاقتصاد، 2000م.
- 2- شمال، اياد حبيب، "بعض طرائق تقدير أنموذج الانحدار اللوجستي شبه المعلمي الضبابي مع التقدير"، أطروحة دكتوراه، جامعة بغداد، كلية الإدارة والاقتصاد، 2022.
- 3- عباس، مروان صبري، "مقارنة تطبيقية بين نماذج الانحدار الضبابي"، رسالة ماجستير، جامعة المستنصرية كلية الإدارة والاقتصاد، 2021.
- 4- فيصل، رسول داود، "استخدام بعض طرائق تقدير دالة الانحدار اللامعلمي وشبه المعلمي مع التطبيق"، رسالة ماجستير، جامعة القادسية، كلية الإدارة والاقتصاد، 2020.

5- محمد ، بداوي و حمدي ، أبو القاسم و عبد الحميد ، نعيمات ، "استخدام طريقة ترتيب الافضلويات عن طريق التشابه مع الحل المثالي (TOPSIS الضبابية) في دراسة أهمية العوامل المحققة لتمييز أداء المؤسسات : دراسة حالة عينة من المؤسسات المشاركة في مسابقة الجوائز للجودة "، بحث منشور ، مجلة العلوم الاقتصادية والتسيير والعلوم التجارية ، مجلد 12 ، عدد 2 ، 2019 .

6- Ataeian , S. M . & Darbandi , M. J. Analysis of Quality of Experience by applying Fuzzy logic : A study on response time Karlskrona . Non-published Master Thesis . Sweden : Blekinge Institute of Technology. 2011.

7- G .Hesamian , M.G Akbari , M. Asadollahi , Fuzzy semi-parametric partially linear model with fuzzy inputs and fuzzy outputs , Department of statistics , expert Systems With Applications 71 (2017) 230- 239.

8- Härdle , W.,& Müller , M. (1997) . "Multivariate and semiparametric kernel regression . Discussion Papers , Interdisciplinary Research Project 373: Quantification .

9- Harezlak , Jaroslaw . "Semiparametric Regression with R" . Department of statistics . Ithaca , New York . USA . 2018.

10- Chen, H.(1988). "Convergence rates for parametric components in a partly linear model " The Annals of Statistics , 16 (1) , 136-146.

11- Diamond , (1988) , "Fuzzy Least Squares Information" Sciences 46 , 141-157.