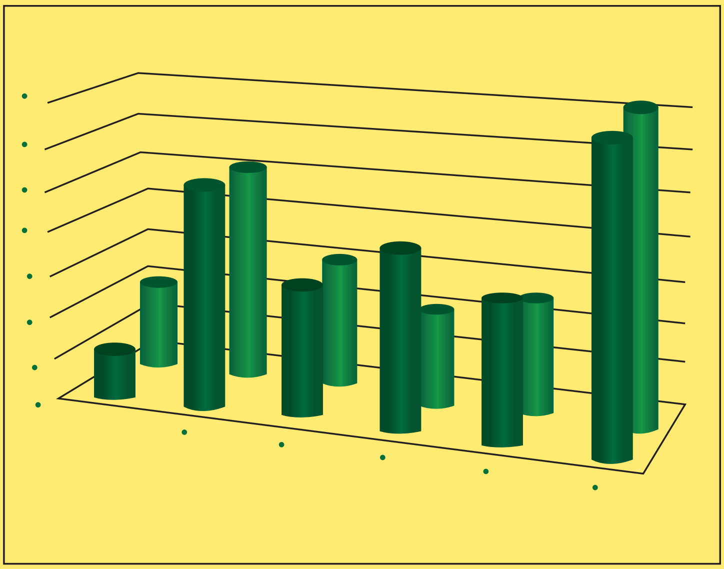
المعهد العربي للتدريب والبحوث الإحصائية

مجلة
العلوم الإحصائية



العدد رقم 22

مجلة علمية محكمة

يصدرها المعهد العربي للتدريب والبحوث الإحصائية

معتمدة في قائمة المجلات العلمية ulrich´s

www.ulrichsweb.com

مصنفة في معامل التأثير والاستشهادات المرجعية العربي (أرسيف)

www.emarefa.net/arcif/

ISSN 2522-64X (Online), ISSN 2519-948X (Print)

مجلة العلوم الإحصائية

March. 2024

No. 22

مجلة العلوم الإحصائية

مجلة علمية محكمة

معتمدة في قائمة المجلات العلمية **Ulrich’s**

www.ulrichsweb.com

مصنفة في معامل التأثير والاستشهادات المرجعية العربي (أرسيف)

www.emarefa.net/arcif/

ISSN 2522-64X (Online), ISSN 2519-948X (Print)

P.O. Box: 851104 Amman 11185 Jordan ص.ب: 851104 عمان 11185 الأردن

Tel: +96265549805 Fax: +96265549804 www.aitrs.org info@aitrs.org

شروط النشر في مجلة العلوم الإحصائية

1 – تنشر المجلة البحوث والدراسات العلمية في المجالات الإحصائية والمعلوماتية المكتوبة باللغة العربية والانكليزية والفرنسية على أن لا يكون البحث المقدم للنشر قد نشر او قدم للنشر في مجلات او دوريات أخرى او قدم ونشر في دوريات لمؤتمرات أو ندوات.

2 – ترسل البحوث والدراسات الى أمين التحرير على أن تتضمن اسم الباحث او الباحثين وألقابهم العلمية وأماكن عملهم مع ذكر عنوان المراسلة وأرقام الهواتف والبريد الالكتروني. وان يرسل البحث المراد نشره الكترونيا (على قرص او بالبريد الالكتروني) وفق المواصفات أدناه:

أ – أن يكون مطبوعاً على ورق حجم A4 وان يكون على شكل عمود واحد ويستخدم للغة العربية نوع حرف (Simplified Arabic) و(Times New Roman) للإنجليزية والفرنسية وبحجم خط (12). وباستخدام Microsoft Word وعلى وجه واحد للورقة.

ب – الهامش مسافة 2.5 سم لجميع جوانب الورقة.

ج – يرفق الباحث ملخصاً عن بحثه باللغتين العربية والانجليزية والفرنسية بما لا يزيد عن صفحة واحدة.

د - يتم الإشارة الى المصادر العلمية في متن البحث وفي نهايته، مع مراعاة أن لا يتضمن البحث سوى المصادر التي تم الإشارة إليها في المتن ووفق الأصول المعتمدة في ذلك (اسم المؤلف، سنة النشر، عنوان المصدر، دار النشر، البلد).

هـ– ترقم الجداول والرسوم التوضيحية وغيرها حسب ورودها في البحث، كما توثق المستعارة منها بالمصادر الأصلية.

و– أن لا يزيد عدد صفحات البحث اوالدراسة عن (25) صفحة.

3 – يتم إشعار الباحث باستلام بحثه خلال مدة لا تتجاوز يومين عمل من تاريخ استلام البحث.

4 – تخضع كافة البحوث المرسلة الى المجلة للتقييم العلمي الموضوعي ويبلغ الباحث بالتقييم والتعديلات المقترحة إن وجدت خلال مدة لا تتجاوز اسبوعان من تاريخ استلام البحث.

5 – لهيئة تحرير المجلة الحق في قبول او رفض البحث ولها الحق في إجراء أي تعديل او إعادة صياغة جزئية للمواد المقدمة للنشر بما يتماشى والنسق المعتمد في النشر لديها بعد موافقة الباحث.

6 – يصبح البحث المنشور ملكاً للمجلة ولا يجوز إعادة نشره في أماكن أخرى.

7 – تعبر المواد المنشورة بالمجلة عن آراء أصحابها، ولا تعكس وجهة نظر المجلة او المعهد العربي للتدريب والبحوث الإحصائية.

8 – ترسل البحوث على العنوان الالكتروني للمجلة:

journal@aitrs.org / Info@aitrs.org

المحتويات

بعض مقدرات الحرف الحصينة
المبني على الفروق لأنموذج الانحدار شبه المعلمي

وسام خالد سعيد
قسم الإحصاء، كلية الادارة والاقتصاد
جامعة بغداد

رباب عبد الرضا صالح
قسم الإحصاء، كلية الادارة والاقتصاد
جامعة بغداد

تاريخ استلام البحث: 2023/08/02

تاريخ قبول البحوث: 2023/08/31

نشر البحث في العدد الثاني والعشرين: اذار / مارس 2024

رمز التصنيف ديوي / النسخة الالكترونية (Online): 2522-64X/515.7

رمز التصنيف ديوي / النسخة الورقية (Print): 2519-948X/515.7

بعض مقدرات الحرف الحصينة المبني على الفروق لأنموذج الانحدار شبه المعلمي

وسام خالد سعيد
قسم الإحصاء، كلية الادارة والاقتصاد
جامعة بغداد

رباب عبد الرضا صالح
قسم الإحصاء، كلية الادارة والاقتصاد
جامعة بغداد

المستخلص:
لقد لقيت نماذج الانحدار شبه المعلمية اهتماماً كبيراً في الآونة الأخيرة من قبل الباحثين بسبب كونها تجمع بين الطرائق المعلمية والطرائق اللامعلمية، وهي تهدف الى إيجاد أفضل مقدرات.
ومن أشهر هذه النماذج هو أنموذج الانحدار الخطي الجزئي partial linear regression model (PLRM) والذي يتكون من مركبة معلمية ومركبة لامعلمية، ومن أجل تقدير المركبة المعلمية تم أستخدام طريقة الفروق والتي تعمل على إزالة المركبة اللامعلمية. وفي حالة عدم تحقق فروض التحليل سوف تعاني من مشاكل عديدة واهمها مشكلة التعدد الخطي شبه التام إضافة الى وجود القيم الشاذة في البيانات.
وتم في هذا البحث معالجة مشكلة التعدد الخطي والقيم الشاذة في أنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي، حيث تم أستخدام المحاكاة لتوليد البيانات وبأحجام عينات مختلفة ولنسب أرتباطات وتلويث مختلفة ورتبة فروق من الدرجة الخامسة (m=5) ولطرائق مختلفة مثل [مقدر الحرف المبني على الفروق بالأعتماد على مقدر المربعات الصغرى المشذبة الحصينة مع مقدر نداريا واتسن (DRLTSNW)، مقدر الحرف المبني على الفروق بالأعتماد على مقدر المربعات الصغرى المشذبة الحصينة مع مقدر الشرائح التمهيدية (DRLTSSP)، مقدر الحرف المبني على الفروق بالأعتماد على مقدر الانحرافات المطلقة الصغرى الحصينة مع مقدر نداريا واتسن (DRLADNW)، مقدر الحرف المبني على الفروق بالأعتماد على مقدر الانحرافات المطلقة الصغرى الحصينة مع مقدر الشرائح التمهيدية (DRLADSP)] وبأستخدام معيار متوسط الخطأ المطلق النسبي (MAPE)، وأظهرت النتائج أن طريقة مقدر الحرف المبني على الفروق بالأعتماد على مقدر الانحرافات المطلقة الصغرى الحصينة مع مقدر الشرائح التمهيدية (DRLADSP) هي الأفضل.

الكلمات المفتاحية: نماذج الأنحدار شبه المعلمي، التعدد الخطي، القيم الشاذة، التقدير الحصين، مقدر الحرف المبني على الفروق، طريقة المربعات الصغرى المشذبة، طريقة الانحرافات المطلقة الصغرى، دوال كيرنل، مقدر نداريا واتسن، مقدر الشرائح التمهيدية.

Some robust estimations of difference-based Ridge estimator in semiparametric regression model

Abstract:
Semiparametric regression models have received great attention recently by researchers because they combine parametric and nonparametric methods, and they aim to find the best estimates. One of the most famous of these models is the partial linear regression model (PLRM), which consists of a parametric component and a nonparametric component, and in order to estimate the parametric component, the difference method was used, which removes the nonparametric component. In the event that the hypotheses of the analysis are not fulfilled, you will suffer from many problems, the most important of which is the problem of Semi multicollinearity, besides the multicollinearity, there are also outliers in the data.

In this research, the problem of multicollinearity and outliers was addressed in the semiparametric regression model, where simulation was used to generate data with different sample sizes and for different correlations and outlier ratios and difference rank (m=5) and for different methods such as [Difference Ridge based Least trimmed squares robust with Nadaraya – Watson (DRLTSNW), Difference Ridge based Least absolute deviation robust with Nadaraya – Watson (DRLADNW), Difference Ridge based Least trimmed squares robust with Smoothing spline (DRLTSSP), Difference Ridge based Least absolute deviation robust with Smoothing spline (DRLADSP)], the results showed that method Difference Ridge based Least absolute deviation robust with Smoothing spline (DRLADSP) is the best estimator.

Keywords: Semiparametric Regression Model, Multicollinearity, Outlier, Robust estimates, Difference-Based Ridge Estimator, Least trimmed squares, Least absolute deviation, Nadaraya – Watson estimator, Cubic Smoothing Spline estimator.

1- المقدمة وهدف البحث

1-1 المقدمة

يعتبر الهدف الرئيسي من تحليل الانحدار هو تقدير الحالة التي تصف العلاقة ما بين المتغيرات من اجل تحديد تأثير المتغيرات التوضيحية على متغير الاستجابة بالإضافة الى دراسة العلاقة بين المتغيرات وتوصيفها بأنموذج رياضي (Hens, 2005). تقسم نماذج الانحدار الى ثلاث نماذج رئيسية هي نماذج الانحدار المعلمية ونماذج الانحدار اللامعلمية ونماذج الانحدار شبه المعلمية. حيث في أنموذج الانحدار المعلمي يشترط معرفة التوزيع وتكون المعلمات فيه محدودة الابعاد (Mahmoud, 2019).

أما أنموذج الانحدار اللامعلمي فهو يعتبر اكثر مرونة لتحليل علاقة الانحدار ولا يشترط معرفة التوزيع (Chen, 1988). ومن عيوب الانحدار اللامعلمي هو انه يعاني من مشكلة الابعاد (curse of dimensionality)، لذا فبسبب الأسباب الآنفة الذكر مما دفع الباحثين الى استخدام نوع جديد من انوع الانحدار وهي نماذج الانحدار شبه المعلمية semiparametric regression models (SRM). وهي تعتبر من النماذج المهمة لأستخدامها على نطاق واسع بسبب إمكانية الاستدلال باستدلالات صحيحة عندما لا يتم تحقق شروط الانحدار، وتحتوي على جزئين احدهما جزء معلمي وجزء لامعلمي (Fox, 2006).

ومن اهم نماذج الانحدار شبه المعلمية هو أنموذج الانحدار الجزئي Partial linear regression model (PLRM) والذي تم استخدامه على نطاق واسع وذلك بسبب التفسير السهل لتأثير كل متغير (Aydın, 2014).

وعند عدم تحقق فروض الانحدار سوف يعاني أنموذج الانحدار من مشاكل مثل مشكلة التعدد الخطي والتي تحصل بسبب ارتباط اثنين او اكثر من المتغيرات التوضيحية بعلاقة خطية إضافة الى وجود مشكلة التعدد الخطي توجد مشكلة أخرى وهي وجود القيم الشاذة في البيانات مما يصعب استخدام طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS) .

2-1 هدف البحث

تهدف الدراسة الى معالجة مشكلتي التعدد الخطي والقيم الشاذة في أنموذج الانحدار شبه المعلمي (الأنموذج الخطي الجزئي PLRM) والمقارنة بين مقدر الحرف المبني على الفروق بالأعتماد على الطرائق الحصينة (المربعات الصغرى المشذبة والانحرافات المطلقة الصغرى) بأستعمال مقدر نداريا واتسن ومقدر الشرائح التمهيدية.

3-1 الدراسات السابقة

تناولت العديد من الدراسات مشكلة التعدد الخطي في نماذج الانحدار شبه المعلمية وتناولت بعض الطرائق الحصينة، وسوف يتم التطرق الى بعض الدراسات السابقة وكما يلي :

ناقش الباحث Aydin (2007b) العديد من الطرائق اللامعلمية، مثل مقدر الشرائح التمهيدية ومقدر نداريا واتسن. وتم استخدام بيانات حقيقية تمثل بالناتج القومي الإجمالي لتركيا وبيانات زراعة القلب في جامعة ستانفورد، حيث تم إجراء المقارنة بين المقدرين وثبت بأن مقدر الشرائح التمهيدية افضل من مقدر نداريا واتسن (Aydin, 2007b).

درس الباحثان Tabakan and Akdeniz (2010) مقدر الحرف القائم على الفروق لتقدير معاملات نموذج الانحدار الخطي الجزئي شبه المعلمي، حيث تمت مقارنته مع مقدر الفرق باستخدام بعض النظريات. وتم تطبيقه على بيانات حقيقية لـ (81) محطة توزيع كهرباء في

كندا. أظهرت نتائج متوسط مربع الخطأ (MSE) تفوق مقدر الحرف القائم على الفروق في معالجة مشكلة التعدد الخطي شبه التام (Tabakan and Akdeniz, 2010).
قدم الباحث Akdeniz et al (2015) مقدر ليو (Liu) المعمم القائم على الفروق لتقدير متجه المعلمات في نموذج الانحدار الخطي الجزئي شبه المعلمي في ظل وجود الأخطاء المترابطة ومشكلة التعدد الخطي شبه التام. وتمت مقارنة مقدر ليو (Liu) المعمم القائم على الفروق مع مقدر (Liu) المقيد القائم على الفروق المعمم باستخدام طريقة المحاكاة وباعتماد دالة المخاطر كمعيار للمقارنة. لخصت الدراسة إلى أن مقدر Liu المقيد المستند إلى الفروق المعمم أكثر كفاءة من مقدر Liu المقيد (Akdeniz et al., 2015).
درس الباحث Roozbeh (2016) انحدار الحرف بناءً على طرق حصينة في وجود القيم الشاذة ومشكلة التعدد الخطي شبه التام في نموذج الانحدار شبه المعلمي. وتم تقديم بعض التقديرات الحصينة لمعامل الانكماش بناءً على طريقة المربعات الصغرى المشذبة (LTS). من أجل معرفة كفاءة المقدر المقترح (المقدر المعمم بالأعتماد على طريقة المربعات الصغرى المشذبة المقيدة)، تم تصميم دراسة المحاكاة والتطبيق على بيانات حقيقية، باستخدام دوال النواة (Kernel Smoothing) لتقدير الجزء اللامعلمي؛ واستنتج الباحث أن المقدر المقترح هو أفضل مقدر لأنه يمتلك على متوسط مربع خطأ (MSE) أقل (Roozbeh, 2016).
استخدم Khorshid and Abboud (2018) طرقاً أخرى لتقدير معاملات الأنموذج ذي الحدين السالب، مثل طريقة انحدار الحرف المقدرة ومقدر نوع Liu، حيث يعتبر أنموذج الانحدار ذي الحدين السالب جزءاً من الأسرة الأسية العامة ويعتبر نموذج غير خطي، وتم استخدام محاكاة مونت كارلو لمقارنة مقدر انحدار الحرف ومقدر Liu باستخدام معيار مقارنة متوسط مربع الخطأ (MSE)، حيث أظهر أن طريقة مقدر Liu أفضل من طريقة انحدار الحرف (Khorshid and Abboud, 2018).
قارن Jeremia et al (2020) الانحدار الحصين من خلال الجمع بين انحدار الحرف والانحدار الحصين أو انحدار الحرف المعمم مع الانحدار الحصين. تم استخدام بيانات حقيقية تمثل متوسط سعر المنزل m في الإسكان في بوسطن، ونتائج تطبيق انحدار الحرف الحصين أشارت إلى أن الدمج مع انحدار الحرف المعمم يعطي (MSE) أقل من انحدار الحرف. وبالتالي فإن مقدر انحدار الحرف مع المعمم أفضل من مقدر انحدار الحرف (Jeremia et al., 2020).
استخدم Herawati et al (2022) مقدر الحرف بالاعتماد على طريقة الانحرافات المطلقة وتم استخدام محاكاة مونت كارلو وبأحجام عينات متنوعة ونسب قيم متطرفة متنوعة وتم الكشف عن وجود مشكلة التعدد الخطي عن طريق حساب قيمة الارتباط بين المتغيرات المستقلة وقيمة VIF، وتم الكشف عن وجود القيم الشاذة باستخدام boxplot، وأجريت المقارنة بين طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS) وطريقة الحرف الأقل انحراف المطلق (RLAD) حيث تبين بأن (MSE) لطريقة (RLAD) أقل من طريقة (OLS). وهذا يدل على أن (RLAD) أكثر دقة في تقدير معاملات الانحدار لجميع احجام العينات ولجميع مستويات القيم الشاذة (Herawati et al., 2022).
استخدم Bahez and Rasheed (2022) بعض الطرائق اللامعلمية الحصينة لتقدير أنموذج الانحدار شبه المعلمي. وهذه الطرائق هي [تقدير M والممهد الخطي الموضعي (M-LLS)، تقدير S والممهد الخطي الموضعي (S-LLS)، تقدير M وممهد نداريا واتسن (M-NW)، تقدير

S وممهد نداريا واتسن (S-NW)]، وتم استخدام معيار متوسط مربع الخطأ (MSE) لمقارنة الطرائق. أثبتت النتائج أن طريقة (S-LLS) كانت الأفضل في معظم النماذج المستخدمة لأن لها (MSE) منخفض (Bahez and Rasheed, 2022).

2- طرائق التقدير الحصينة Robust estimation methods

في ظل وجود القيم الشاذة الطرائق الكلاسيكية لتقدير المعلمات لا تعطي تقديرات كفوءة، لذا يتم استخدام طرائق التقدير الحصينة والتي لا تتأثر بالقيم الشاذة وتستخدم في حالة انتهاك بعض الافتراضات الأساسية للتحليل، وهذه الطرائق الحصينة تكون أقل حساسية وأكثر مقاومة للقيم الشاذة والتي من خلالها يتم الحصول على أفضل نتائج لتقدير المعلمات (Irshayyid and Saleh, 2022; Irshayyid and Saleh, 2023).

يتم تعريف القيم الشاذة بأنها نقاط عشوائية وتمثل مشاهدة أو مجموعة من المشاهدات التي تكون خارج النمط الطبيعي للبيانات وتكون بعيدة عن أغلب نقاط البيانات الأخرى وهي لا تتوافق مع باقي البيانات (Abbas and Abood, 2022).

1-2 طريقة المربعات الصغرى المشذبة Least trimmed squares (LTS)

تعد طريقة المربعات الصــغرى المشــذبة (LTS) والتي قدمها (Rousseeuw) في عام 1984، والتي تمتلك نقطة انهيار عالية، حيث نقطة الانهيار مقياس لقياس نسبة التلوث والتي تحافظ على متانة المقدر (Rousseeuw and Leroy, 1987).

تعمل طريقة (LTS) على تصـــغير مجموع مربعات البواقي وذلك بعد أن يتم ترتيبها ترتيب تصاعدي وبهذا يمكن حسابها من خلال الآتي:

$$\hat{\beta}_{LTS} = \arg\min \sum_{i=1}^{h} e_i^2 \qquad (1)$$

حيث أن: e_i^2: تمثل مربعات البواقي المرتبة من الأصغر إلى الأكبر.

$$e_{(1)}^2 \leq e_{(2)}^2 \leq \cdots \leq e_{(n)}^2$$

h: تمثل عدد المشاهدات التي يتم اعتمادها بعد حذف القيم الشاذة (عدد البيانات التي لم يتم تشذيبها من مجموعة البيانات)، ويمكن تعريفها بالشكل التالي:

$$h = \left[\frac{n}{2}\right] + \left[\frac{P+1}{2}\right] \qquad (2)$$

حيث أن: n : حجم العينة. p : عدد المعلمات.

طريقة (LTS) والتي تم توضيحها في المعادلة (1) تعمل على استبعاد البواقي الكبيرة والمربعة من المجموع، مما يسمح باستبعاد النقاط الشاذة للبيانات بشكل تام. وطريقة (LTS) تكافئ حسابياً طريقة (OLS) فهي تعمل بنفس آلية طريقة (OLS) لكنها تختلف عنها، حيث أن طريقة (LTS) قبل بدء عملية التقدير تعمل على حذف القيم الشاذة من البيانات. اما من حيث الانهيار فتعتبر طريقة (LTS) لها نقطة انهيار عالية تبلغ 50% (Alma, 2011).

بشكل عام قد تعتمد h على نسبة التشذيب α وذلك عن طريق:

$$h = [n(1-\alpha)] + [\alpha(p+1)] \qquad (3)$$

حيث ان: α : نسبة التشذيب (النسبة المئوية للقيم الشاذة) (Kan et al., 2013).

خطوات خوارزمية C-steps: (Rousseeuw and Van Driessen, 2006)

1) تشخيص القيم الشاذة ومعرفة نسبتها المئوية من مجموع البيانات على ان لا تكون هذه النسبة أكبر من نقطة الانهيار (ε_n^*):

$$\varepsilon_n^* = \frac{\frac{n-p}{2}+1}{n}$$

2) تحديد أحجام المجموعات الجزئية من خلال $h = [n(1-\alpha)] + [\alpha(p+1)]$.

3) حساب التوافيق $\binom{n}{h}$ من أجل أختيار h من n.

4) حساب مقدر ($\hat{\beta}$) بأستخدام طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية لكل مجموعة جزئية.

$$\hat{\beta}_{OLS} = (X^tX)^{-1}X^tY$$

5) حساب قيمة البواقي (e_i) لكل مجموعة جزئية:

$$e_i = Y_i - X\hat{\beta}_{OLS}$$

6) يتم ترتيب القيم المطلقة للبواقي من القيمة الاقل الى القيمة الاعلى وكما يلي:

$$\left|e_{(1)}^2\right| \le \left|e_{(2)}^2\right| \le \cdots \le \left|e_{(n)}^2\right|$$

7) يتم حساب مقدر ($\hat{\beta}_{LTS}$) من خلال الاعتماد على اقل قيمة للبواقي للمقدرات والتي تم استخراجها في الخطوة (5).

2-2 طريقة الانحرافات المطلقة الصغرى Least absolute deviation (LAD):

هو طريقة يم استخدامها لتقدير معاملات الانحدار الحصين، وهي تكون مقاومة للقيم الشاذة وذلك من خلال تقليل إجمالي القيمة المطلقة للبواقي. والتي يمكن تعريفها بالشكل التالي:

$$\min \sum_{i=1}^{n} |\varepsilon_i| = \min \sum_{i=1}^{n} |Y_i - X_i'\beta_{LAD}| \qquad (4)$$

حيث في طريقة (LAD) يتم تقليل القيمة المطلقة للبواقي بعكس طريقة (OLS) حيث أنها تقلل مجموع مربعات البواقي. وبالتالي سيكون تأثير القيم الشاذة لتقديرات طريقة (LAD) أقل تقديرات طريقة (OLS)، وحسب الصيغة التالية (Herawati et al., 2022):

$$\hat{\beta}_{LAD} = (X'WX)^{-1}X'WY \qquad (5)$$

ويمكن كتابة الخوارزمية الخاصة بطريقة (LAD) بالشكل التالي (Thanoon, 2015):

1) حساب المعلمة $\hat{\beta}^0$ بفرض قيم اولية مثل تقدير المربعات الصغرى الاعتيادية OLS.

2) حساب البواقي: $e_i = y_i - \hat{y}_i$

3) حساب الاوزان: حيث W : هي مصفوفة قطرية.

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{|e_i|} & \text{if } i = j \\ 1 & \text{if } i \ne j \end{cases}$$

4) حساب (LAD) من خلال المعادلة التالية:

$$\hat{\beta}_{LAD} = (X'WX)^{-1}X'WY$$

3- نماذج الانحدار شبه المعلمية Semiparametric regression models (SRM):

تم تسمية نماذج الانحدار شبه المعلمية semiparametric regression models (SRM) من قبل الباحث (Oakes) في عام (1981) (Powell, 1994). تعتبر نماذج الانحدار شبه المعلمية (SRM) ذات مرونة عالية أكثر من الانحدار الخطي القياسي وذلك بسبب جمعها بين كل من المركبة المعلمية والمركبة اللامعلمية، حيث يكون متغير الاستجابة (المعتمد) Y يعتمد بطريقة خطية على المتغير التوضيحي X، لكنه يرتبط بشكل غير خطي بمتغير توضيحي آخر (Duran and Akdeniz, 2013). ومن اهم نماذج الانحدار شبه المعلمي هو أنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي (PLRM) والذي تم اقتراحه في عام (1988) من قبل الباحثان (Robinson & Speckman) (Speckman, 1988; Al-Azzawi and Al-Always, 2022).

يتكون (PLRM) من جزء خطي يمثـل الانحـدار المعلمي وجزء غير خطي يمثـل الانحـدار اللامعلمي (AL-Adilee and Aboudi, 2021). ويمكن كتابة الصيغة العامة لـــــ (PLRM) بالشكل التالي:

$$Y_i = \sum_{i=1}^{p} \beta_j X_{ij}\, g(Z_i) + \varepsilon_i \quad , \qquad i = 1,2,\dots,n \qquad (6)$$

ويمكن إعادة كتابة المعادلة (6) بصيغة المصفوفات بالشكل التالي:

$$Y = X\beta + g(Z) + \varepsilon \qquad (7)$$

حيث أن:

Y : متغير الاستجابة من الدرجة (n×1).

$X\beta$: الجزء المعلمي والذي يحتوي على:

X : المتغير التوضيحي من الدرجة (n×p).

β : موجه المعالم من الدرجة (p×1).

$g(Z)$: الجزء اللامعلمي (دالة تمهيدية غير معروفة) من الدرجة (n×1).

Z : المتغير اللامعلمي (متغير مستمر) من الدرجة (n×1).

ε : متجه الأخطاء العشوائية (مستقلة ومتماثلة التوزيع) من الدرجة (n×1)، بمتوسط $E(\varepsilon) = 0$ وتباين ثابت $Var(\varepsilon) = \sigma^2$ (Aydın, 2014).

4- طرائق تقدير أنموذج الأنحدار شبه المعلمي

1-4 طريقة الفروق Differencing method:

تم اقتراح هذه الطريقة في عام (2003) من قبل الباحث (Yatchew)، وتستخدم طريقة الفروق في تقدير المركبة المعلمية في أنموذج الانحدار الجزئي شبه المعلمي (PLRM) من خلال إزالة تأثير المركبة اللامعلمية (Yatchew, 2003).

حيث يتم أنشاء مصفوفة الفروق (differencing matrix) ذات الرتبة $[(n - m) \times n]$ بالشكل التالي:

$$D=\begin{bmatrix} d_0 & d_1 & d_2 & \cdots & d_m & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & d_0 & d_1 & d_2 & \cdots & d_m & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & d_0 & d_1 & d_2 & \cdots & d_m & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & d_0 & d_1 & d_2 & \cdots & d_m \end{bmatrix}$$

يمكن إنشاء مصفوفة الفروق من خلال الصيغ التالية:

الصيغة (1): $[d^t, 0^t_{n-m-1}]$ والتي تستخدم لإنشاء الصف الأول.

الصيغة (2): $[0^t_{n-m-1}, d^t]$ والتي تستخدم لإنشاء الصف الأخير.

الصيغة (3): $[0_i, d^t, 0^t_{n-m-1}]$ والتي تستخدم لإنشاء بقية الصفوف الأخرى.

حيث أن: $i = 2, \dots, (n-m-1)$

0_r:يمثل متجه صفري (Duran et al., 2012; Duran and Akdeniz, 2013; Wu, 2016)

$(d_0, d_1, \dots, d_m)$ حيث تمثل الأوزان التي تحقق الشرطان الآتيان:

$\sum_{j=0}^{m} d_j = 0 \quad , \quad \sum_{j=0}^{m} d_j^2 = 1$ (Hussein, 2019).

وبعد تطبيق طريقة الفروق على أنموذج (PLRM) يصبح الأنموذج بالشكل التالي:

$$\tilde{Y} \approx \tilde{X}\beta + \tilde{\varepsilon} \qquad (8)$$

حيث:

$$\tilde{Y} = DY \ , \ \tilde{X} = DX \ , \ \tilde{\varepsilon} = D\varepsilon$$

$\tilde{Y}$: متجه المشاهدات لمتغير الاستجابة من الدرجة $[(n-m) \times 1]$.

$\tilde{X}$: مصفوفة المشاهدات للمتغيرات التوضيحية من الدرجة $[(n-m) \times p]$.

β : متجه المعلمات المجهولة من الدرجة $[p \times 1]$.

D : مصفوفة الفروق من الدرجة $[(n-m) \times n]$.

n : عدد المشاهدات. m : رتبة الفروق.

$\tilde{\varepsilon}$: متجه الاخطاء العشوائية من الدرجة $[(n-m) \times 1]$ (Duran and Akdeniz, 2013; Akdeniz et al., 2105).

يضمن الشرط الأول لمقدر الفروق أن يتم ازالة التأثير اللامعلمي في معادلة الانحدار، اما الشرط الثاني هو ان تباين البواقي لا يتأثر بإزالة التأثير اللامعلمي (لأنه يبقى نفس قيمته الاصلية في أنموذج الانحدار شبه المعلمي) (Yatchew, 1997).

وبالتالي فبعد ان تم اختزال الجزء اللامعلمي . حيث تم اقتراح طريقة (Yatchew) لتقدير المعلمات بواسطة استخدام طريقة المربعات الصغرى بالاعتماد على مقدر الفروق والذي يكتب كالآتي:

$$\hat{\beta}_{diff} = \left(\tilde{X}^t\tilde{X}\right)^{-1}\tilde{X}^t\tilde{Y} \qquad (9)$$

اما بالنسبة الى تباين الخطأ بالاعتماد على مقدر الفروق فيكتب بالشكل التالي (Duran and Akdeniz, 2013):

$$\sigma^2_{diff} = \frac{1}{n}\left(Y - X\hat{\beta}_{diff}\right)^t D^t D\left(Y - X\hat{\beta}_{diff}\right) \qquad (10)$$

قام الباحثان (Turkmen & Tabakan) في عام (2015م) في ظل وجود القيم المتطرفة في البيانات لأنموذج الأنحدار شبه المعلمي بتوظيف طريقة الفروق مع الطرائق الحصينة بالإضافة لأستخراج مقدر الشرائح التمهيدية وتم إنشاء خوارزمية مقترحة (Turkmen and Tabakan, 2015).

أما في موضوع دراستنا سيتم توظيف طريقة الفروق مع الطرائق الحصينة (LTS, LAD) لأنموذج الأنحدار شبه المعلمي بوجود القيم الشاذة إضافة الى وجود مشكلة التعدد الخطي، وسيتم تعديل الخوارزميات للطرق الحصينة بالأعتماد على مصفوفة الفروق وكما يلي:
حيث يتم ضرب مصفوفة الفروق بمصفوفة المتغيرات التوضيحية (X) لتصبح بالشكل التالي: $\widetilde{X} = DX$ ويتم ضرب مصفوفة الفروق بمتجه متغير الأستجابة (Y) ليصبح بالشكل التالي: $\widetilde{Y} = DY$ ومن ثم يتم تعديل الخوارزميات الخاصة بالطرائق الحصينة بالأعتماد على $(\widetilde{X}, \widetilde{Y})$.

1-1-4 مقدر الحرف المبني على الفروق Difference based ridge estimator (DR):

تمت مناقشة طريقة انحدار الحرف من قبل الباحثين (Hoerl & Kennard) في عام 1970، وهي تعتبر من الأكثر الطرائق استخداماً مع مشكلة التعدد الخطي، حيث تتخلص هذه الطريقة بإضافة كمية موجبة صغيرة إلى عناصر القطر الرئيسي لمصفوفة المعلومات (Abdul-Hafez and Rashid, 2013; Husein, 2016; Khorshid and Abboud, 2018; Khazal and Kamal, 2019).
تم اقتراحه في عام (2010) من قبل الباحثان (Tabakan & Akdeniz)، حيث قاما الباحثان بتوظيف طريقة الفروق الخاصة بالباحث (Yatchew) في انحدر الحرف الاعتيادي وتم الحصول على انحدار الحرف المبني على الفروق (Tabakan and Akdeniz, 2010).
ويمكن كتابة صيغة مقدر الحرف المبني على الفروق بالأعتماد على المعادلة (8) بالشكل التالي:

$$\hat{\beta}_{\mathrm{Ridge}}^{\mathrm{diff}} = \left(\widetilde{X}^{t}\widetilde{X} + KI\right)^{-1}\widetilde{X}^{t}\widetilde{Y} \qquad (11)$$

حيث:
$\widetilde{Y}$: متجه المشاهدات لمتغير الاستجابة بدرجة [(n-m)×1].
$\widetilde{X}$: مصفوفة المشاهدات للمتغيرات التوضيحية بدرجة [(n-m)×p].
β : متجه المعلمات بدرجة (p×1).
D : مصفوفة الفروق بدرجة [(n-m)×n].
I : مصفوفة الوحدة بدرجة (p×p).
K : معلمة الحرف وهي قيمة ثابتة $K > 0$.
n : حجم العينة.
$\tilde{\varepsilon}$: متجه الأخطاء العشوائية بدرجة [(n-m)×1].

1-1-1-4 مقدر الحرف المبني على الفروق بالاعتماد على طريقة المربعات الصغرى المشذبة:

Difference based ridge estimator based Least trimmed square estimation (DRLTS):

اقترح الباحث (Kan) وآخرون في عام (2012) مقدر انحدار الحرف الحصين بالاعتماد على طريقة المربعات الصغرى المشذبة LTS. ويمكن كتابة مقدر (RLTS) بالشكل التالي (Kan and Yazıcı, 2013):

$$\hat{\beta}_{\mathrm{Ridge}}^{\mathrm{diff}}(\mathrm{LTS}) = \left(\widetilde{X}^{t}\widetilde{X} + K_{\mathrm{LTS}}I\right)^{-1}\widetilde{X}^{t}\widetilde{Y} \qquad (12)$$

ويتم حساب قيمة معلمة الحرف الحصينة $\widehat{K}_{LTS}$ بالشكل التالي:

$$\widehat{K}_{LTS} = \frac{p\sigma_d^2(LTS)}{\hat{\beta}_{LTS}^t\ \hat{\beta}_{LTS}} \quad , \quad \hat{\beta}_{LTS} \neq 0 \qquad (13)$$

ولحساب قيمة التباين لطريقة (LTS) الحصينة المبنية على الفروق نستخدم الصيغة التالية (Duran and Akdeniz, 2013):

$$\sigma_d^2(LTS) = \frac{1}{n}\left(Y - X\hat{\beta}_{LTS}\right)^t D^t D\left(Y - X\hat{\beta}_{LTS}\right) \qquad (14)$$

2-1-1-4 مقدر الحرف المبني على الفروق بالاعتماد على طريقة الانحرافات المطلقة الصغرى:

Difference based ridge estimator based Least absolute deviation estimation (DRLAD):

اقتراح الباحثان (Pfaffenberger & Dielman) في عام (1990) مقدر أنحدار حرف حصين بحيث يجمع هذا المقدّر بين خصائص مقدر الحرف (Ridge) ومقدر الانحرافات المطلقة الصغرى (LAD) يستخدم في حالة وجود مشكلة التعدد الخطي ووجود القيم الشاذة في البيانات، حيث يسمى هذا المقدر بمقدر الحرف بالاعتماد على الانحرافات المطلقة الصغرى (RLAD) (ŞAMKAR and ALPU, 2010).

يمكن كتابة مقدر (RLAD) بالشكل التالي (Herawati et al., 2022):

$$\hat{\beta}_{Ridge}^{diff}(LAD) = \left(\tilde{X}^t\tilde{X} + K_{LAD}I\right)^{-1}\tilde{X}^t\tilde{Y} \qquad (15)$$

حيث يتم حساب قيمة معلمة الحرف الحصينة $\widehat{K}_{LAD}$ بالشكل التالي (Herawati et al., 2022):

$$\widehat{K}_{LAD} = \frac{p\sigma_d^2(LAD)}{\hat{\beta}_{LAD}^t\ \hat{\beta}_{LAD}} \quad , \quad \hat{\beta}_{LAD} \neq 0 \qquad (16)$$

ولحساب قيمة التباين لطريقة (LAD) الحصينة المبنية على الفروق نستخدم الصيغة التالية (Duran and Akdeniz, 2013):

$$\sigma_d^2(LAD) = \frac{1}{n}\left(Y - X\hat{\beta}_{LAD}\right)^t D^t D\left(Y - X\hat{\beta}_{LAD}\right) \qquad (17)$$

5) طرائق تقدير أنموذج الانحدار اللامعلمي

Methods for estimating a nonparametric regression model:

تم اقتراح الانحـدار اللامعلمي من قبـل البـاحـث (Jacob Wolfowitz) في عـام (1942م) (Kvam at al., 2022). في النمـاذج اللامعلميـة، لا يتطلـب معرفـة توزيـع البيانـات، وهـذه النماذج لا تحتوي أبدًا على معلمات. حيث تكون العلاقة بين المتغيرات التفســيرية ومتغير الاستجابة غير معروفة (Mahmoud, 2019).

يمكن كتابة الصيغة العامة للانحدار اللامعلمي بالشكل التالي (Ali et al., 2020; Hameed and Khalaf, 2021):

$$Y_i = g(Z_i) + \varepsilon_i \quad , \quad i = 1,2, \dots , n \qquad (18)$$

حيث: $g(Z_i)$: دالة التمهيد الغير معروفة.

1-5 دالة النواة (مقدر ندارايا – واتسن):

Kernel function (Nadaraya – Watson estimator) (N.W):

يعتبر هذا المقدر من أكثر المقدرات التي تستعمل في عملية تقدير أنموذج الانحدار اللامعلمي، وتم أقتراحه في عام (1964) من قبل الباحثين (Nadaraya- Watson)، وهذا المقدر يعتمد على متسلسلة الاوزان، ويستخدم في حالتي التصميم الثابت والتصميم العشوائي (Aydin, 2007a).

يمكن كتابة خصائص دالة kernel المستخدمة مع مقدر (NW) بالشكل التالي (Demir and Toktamiş, 2010; Al-Tai and Al-Kazaz, 2022):

$$\int k(z)dz = 1\ , (2)\int zk(z)dz = 0, (3)\int z^2k(z)dz = 0\ , \forall z = 1,3, \dots, k-1 \qquad (18)$$

والصيغة العامة لمقدر (Nadaraya-Watson) تكتب بالشكل التالي (Härdle et al.,2004; Bahez and Rasheed, 2022):

$$\hat{g}(Zi) = \frac{\sum_{i=1}^{n} K_h(z - Z_i)Y_i^*}{\sum_{i=1}^{n} K_h(z - Z_i)} \qquad (19)$$

ويمكن إعادة كتابة المعادلة (19) بصيغة المصفوفات بالشكل التالي (Khalaf and Mohammed, 2023):

$$\hat{g}(Zi) = W_h(z)Y_i^* \qquad (20)$$

حيث: $K_h(z - Z_i)$: تمثل دالة كيرنل.

$$Y_i^* = Y_i - X_i\hat{\beta}^{diff}_{Ridge(LTS\ or\ LAD)}$$

h : عرض الحزمة أو معلمة التمهيد.

$W_h(z)$: دالة الوزن لممهد ندارايا – واتسن.

2-5 مقدر الشرائح التمهيدية Cubic Smoothing Spline estimator:

يرجع تسمية الشرائح التمهيدية الى الباحث (Whittaker) في عام (1923)، وللحصول على معيار المربعات الصغرى الجزائية يتم إضافة دالة الجزاء (penalty function) الى مجموع مربعات البواقي وكما يلي:

$$S_\lambda(g) = \sum_{i=1}^{n}\left(y_i - x'_i\beta - g(z_i)\right)^2 + \lambda\int\left(g''(z)\right)^2dz \quad (21)$$

حيث أن: λ : معلمة التمهيد (Smoothing Parameter) (Härdle, 1994).

حيث يعتبر الحد الاول من المعادلة اعلاه هو مجموع مربعات البواقي. اما الحد الثاني من المعادلة اعلاه يمثل حد الجزاء ويكون موزون بمعلمة التمهيد λ (Aydin, 2007b). تعتمد فكرة طريقة التقدير على تقليل جزأين رئيسيين للحصول على المنحنى بشكل أفضل. الجزء الأول هو مجموع مربعات البواقي، والجزء الثاني هو حد الجزاء (Habeeb et al., 2021).

عندما تكون قيمة معلمة التمهيد مساوية الى الصفر $\lambda \to 0$ في هذه الحالة يكون مجموع مربعات البواقي هو الذي يوضح البيانات، بمعنى اخر سوف يختفي حد الجزاء من المعالة. اما إذا كانت قيمة معلمة التمهيد كبيرة جدا $\lambda \to \infty$ في هذه الحالة سيكون مقدر المربعات

الصغرى الجزائية طاغيا على مجموع مربعات البواقي (Aydin, 2007a; Katea and Hmood, 2014).

عموما يعد تحديد موضع العقد وتحديد الجزاء (penalty) امرين مهمين عند دراسة الشرائح التمهيدية، حيث ان الفرق بين الشرائح التمهيدية (smoothing spline) وشرائح الانحدار (regression spline) هو ان الشرائح التمهيدية تعتبر ان المشاهدات هي نفسها العقد، اي (Knot=n)، بينما شرائح الانحدار (regression spline) يتم اختيار العقد بشكل اختياري بحذف العقد غير الاساسية، اي (Knot<n) (Hens, 2005; Burhan and Hmood, 2018).

تم فرض ان هنالك n من المشاهدات $(z_1, z_2, \dots, z_n)$ في الفترة [a, b] ، وان الدالة g في الفترة [a, b] سوف تمثل شريحة تكعيبية (cubic spline) في حالة تحقق الشرطان الآتيان :

1) في الفترة $(a, z_1), (z_1, z_2) \dots \dots (z_n, b)$ تكون الدالة g شرائح تكعيبية متعددة الحدود (polynomial cubic spline).

2) ان متعدد الحدود القطعية (polynomial pieces) يكون ملائم (fitting) في النقطة z_i للدالة g و g' و g'' ومستمرة في نقاط z_i، اي ان الدالة g تكون مستمرة في الفترة [a, b] (Ibrahim and Suliadi, 2010).

بالاعتماد على صيغة المصفوفات فيمكن تمثيل المقدر كما في الصيغة الاتية:

$$\hat{g}_\lambda = S_\lambda \underline{y} \qquad (22)$$

حيث أن:

λ : تمثل معلمة تمهيد للشريحة.

S_λ : تشير الى مصفوفة تمهيد معرفة موجبة ومربعة من الدرجة (n×n).

فنحصل على تقدير $\hat{g}$ بطريقة الشريحة التمهيدية التكعيبية (Cubic Smoothing Spline) للقيمة Y^* للجزء اللامعلمي فيكون المقدر كالآتي:

$$\hat{g} = S_\lambda\left(y_i - x'_i\hat{\beta}^{\text{diff}}\right) \qquad (23)$$

$$\hat{g} = S_\lambda y_i^* \qquad (24)$$

حيث أن:

$$y_i^* = y_i - x_i'\hat{\beta}^{\text{diff}}_{\text{ridge(LTS or LAD)}}$$

S_λ : مصفوفة التمهيد وهي مصفوفة معرفة وغير سالبة متماثلة بدرجة (n×n) وتعتمد على قيمة λ وقيم z_i ولا يعتمد على قيم y_i (Bickel et al., 2009).

6- المحاكاة Simulations:

تضمنت تجارب المحاكاة لهذه الدراسة لغة (MATLAB) لتوليد بيانات محاكاة لمقارنة الطرائق (DRLTSNW, DRLADNW, DRLTSSP, DRLADSP) بأحجام عينات مختلفة $(n_1 = 50, n_2 = 100, n_3 = 150)$ بعد افتراض ثلاث نسب تلوث $(\tau_1 = 10\%, \tau_2 = 20\%, \tau_3 = 30\%)$، وخمسة نسب ارتباط $(\rho_1 = 0.50, \rho_2 = 0.60, \rho_3 = 0.70, \rho_4 = 0.80, \rho_5 = 0.90)$ ، وأربعة معلمات $(\beta_1 = 1.5, \beta_2 = -1.5, \beta_3 = 1, \beta_4 = 2)$، وأربعة متغيرات توضيحية (X1, X2, X3, X4, Z) يتم إنشاؤها باستخدام الطريقة (Box-Muller)، وتم تكرار كل تجربة 500 مرة.

تم استخدام معيار متوسط الخطأ المطلق النسبي (MAPE)، وهو المقياس الأكثر استخدامًا للتنبؤ بالأخطاء، يقيس الدقة كنسبة مئوية. يمكن حسابه من خلال المعادلة التالية:

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i}\right| \qquad (25)$$

تم استخدام ثلاثة نماذج مختلفة لتوليد مكون لامعلمي (Z)، كما هو موضح في الجدول (1-9):

1) $\hat{g}(Zi) = 0.5\sin(2\,\pi\,Z)$

2) $\hat{g}(Zi) = \sin(2Z) + 2e^{(-16Z^2)}$

3) $\hat{g}(Zi) = e^{(-(Z-0.5)^2)}$

وتم استعمال معاملات الفروق من الرتبة الخامسة (m=5) وبمعاملات الفروق التالية:
.(Yatchew, 2003) (0.9064, -0.2600, -0.2167, -0.1774, -0.1420, -0.1103)

7- التحليل والنتائج Analysis and results:

جدول (1): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عندما تكون نسبة التلوث 10% للأنموذج الأول:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	0.525942167	0.814934484	0.799754441	0.020505592	DRLADSP
	0.6	0.529079368	0.819136202	0.489373103	9.24427E-06	DRLADSP
	0.7	0.524211015	0.81716077	0.395279823	5.56402E-07	DRLADSP
	0.8	0.526161145	0.817631795	0.316789628	3.96907E-08	DRLADSP
	0.9	0.532376985	0.819987881	0.29081918	1.47127E-08	DRLADSP
100	0.5	0.519363758	0.873111824	0.830694593	0.00681639	DRLADSP
	0.6	0.520979667	0.873332905	0.508474464	5.38522E-08	DRLADSP
	0.7	0.515718325	0.872284074	0.412103505	1.0984E-09	DRLADSP
	0.8	0.518093464	0.876643941	0.329522464	1.35305E-11	DRLADSP
	0.9	0.520099652	0.874415043	0.30531601	4.07182E-12	DRLADSP
150	0.5	0.513027311	0.902658339	0.8468508	0.002352307	DRLADSP
	0.6	0.515294809	0.903448224	0.520062349	5.29595E-10	DRLADSP
	0.7	0.512437729	0.906257001	0.420882174	2.66201E-12	DRLADSP
	0.8	0.514851077	0.904562259	0.334910536	5.01805E-15	DRLADSP
	0.9	0.511974443	0.905304297	0.313787207	1.35333E-15	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (1) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الأول وعند نسبة تلويث (10%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100, 150) ولكل مستويات معامل الارتباط (p=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

جدول (2): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عندما تكون نسبة التلوث 20% للأنموذج الأول:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	0.292446427	0.67128683	0.643021385	0.000740314	DRLADSP
	0.6	0.296938266	0.677430199	0.245727306	8.3294E-10	DRLADSP
	0.7	0.289311594	0.673958753	0.162400638	9.87834E-12	DRLADSP
	0.8	0.293699387	0.675559582	0.106868825	1.55443E-13	DRLADSP
	0.9	0.299431979	0.678612715	0.09064394	1.98445E-14	DRLADSP
100	0.5	0.279271466	0.765850308	0.6915495	8.60517E-05	DRLADSP
	0.6	0.281780986	0.766170075	0.26252015	9.00103E-14	DRLADSP
	0.7	0.27597944	0.764614191	0.174287408	7.54746E-17	DRLADSP
	0.8	0.278707543	0.771701124	0.112982467	4.86479E-20	DRLADSP
	0.9	0.281174782	0.768156876	0.097656392	2.90951E-21	DRLADSP
150	0.5	0.270818464	0.816797918	0.717994516	1.05126E-05	DRLADSP
	0.6	0.272999804	0.818359396	0.273501483	8.33229E-18	DRLADSP
	0.7	0.269641315	0.823217409	0.180404765	2.3344E-21	DRLADSP
	0.8	0.272077629	0.820238997	0.115479436	1.10979E-26	DRLADSP
	0.9	0.268905403	0.821596824	0.101591658	4.66519E-28	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (2) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الأول وعند نسبة تلويث (20%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100 ,150) ولكل مستويات معامل الارتباط ,p=0.5, 0.6, 0.7) (0.8, 0.9 ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

جدول (3): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عندما تكون نسبة التلوث 30% للأنموذج الأول:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	0.525942167	0.814934484	0.799754441	0.020505592	DRLADSP
	0.6	0.529079368	0.819136202	0.489373103	9.24427E-06	DRLADSP
	0.7	0.524211015	0.81716077	0.395279823	5.56402E-07	DRLADSP
	0.8	0.526161145	0.817631795	0.316789628	3.96907E-08	DRLADSP
	0.9	0.532376985	0.819987881	0.29081918	1.47127E-08	DRLADSP
100	0.5	0.519363758	0.873111824	0.830694593	0.00681639	DRLADSP
	0.6	0.520979667	0.873332905	0.508474464	5.38522E-08	DRLADSP
	0.7	0.515718325	0.872284074	0.412103505	1.0984E-09	DRLADSP
	0.8	0.518093464	0.876643941	0.329522464	1.35305E-11	DRLADSP
	0.9	0.520099652	0.874415043	0.30531601	4.07182E-12	DRLADSP
150	0.5	0.513027311	0.902658339	0.8468508	0.002352307	DRLADSP
	0.6	0.515294809	0.903448224	0.520062349	5.29595E-10	DRLADSP
	0.7	0.512437729	0.906257001	0.420882174	2.66201E-12	DRLADSP
	0.8	0.514851077	0.904562259	0.334910536	5.01805E-15	DRLADSP
	0.9	0.511974443	0.905304297	0.313787207	1.35333E-15	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (3) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الأول وعند نسبة تلويث (30%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100, 150) ولكل مستويات معامل الارتباط (p=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

جدول (4): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عندما تكون نسبة التلوث 10% للأنموذج الثاني:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	1.057920991	0.904680872	0.713959245	0.002883194	DRLADSP
	0.6	1.049443424	0.903523825	0.273464489	1.06628E-08	DRLADSP
	0.7	1.051479112	0.898915345	0.179629854	1.27259E-10	DRLADSP
	0.8	1.064852963	0.903656461	0.11441879	1.76108E-13	DRLADSP
	0.9	1.054490252	0.903882787	0.101581663	8.50066E-15	DRLADSP
100	0.5	1.038867279	0.935359012	0.741799759	0.000388375	DRLADSP
	0.6	1.036212194	0.93481777	0.282627726	3.18885E-13	DRLADSP
	0.7	1.028871014	0.936220667	0.187395285	6.5367E-16	DRLADSP
	0.8	1.046418467	0.932814062	0.117624217	5.46346E-20	DRLADSP
	0.9	1.033780443	0.936125409	0.105260143	1.39728E-20	DRLADSP
150	0.5	1.01498416	0.950957716	0.758691427	4.63026E-05	DRLADSP
	0.6	1.022735776	0.950428739	0.290161196	5.15668E-17	DRLADSP
	0.7	1.021244519	0.951402642	0.190185779	3.26195E-22	DRLADSP
	0.8	1.030250731	0.951166278	0.120713362	3.89241E-26	DRLADSP
	0.9	1.022194106	0.949360356	0.107151887	6.06743E-28	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (4) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الثاني وعند نسبة تلويث (10%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100, 150) ولكل مستويات معامل الارتباط (p=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

جدول (5): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عندما تكون نسبة التلوث 20% للأنموذج الثاني:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	1.184343702	0.820633519	0.51346898	2.13563E-05	DRLADSP
	0.6	1.166308014	0.81862192	0.080698467	3.66525E-14	DRLADSP
	0.7	1.173477986	0.810744105	0.037175313	3.48771E-18	DRLADSP
	0.8	1.198414368	0.818842223	0.015948782	1.30565E-23	DRLADSP
	0.9	1.174331934	0.819258513	0.012669874	6.70446E-27	DRLADSP
100	0.5	1.119788631	0.875850369	0.552280964	5.50148E-07	DRLADSP
	0.6	1.111998222	0.874919368	0.083822244	5.75949E-24	DRLADSP
	0.7	1.097273363	0.877443955	0.038196777	1.63721E-28	DRLADSP

	0.8	1.135490403	0.871287177	0.01587131	1.46073E-36	DRLADSP
	0.9	1.106952068	0.877255804	0.012861918	1.40317E-37	DRLADSP
150	0.5	1.053307053	0.904981793	0.576789277	7.39689E-09	DRLADSP
	0.6	1.074005609	0.903870942	0.087338555	3.68778E-31	DRLADSP
	0.7	1.070136256	0.905761798	0.038461023	1.98211E-41	DRLADSP
	0.8	1.087474216	0.905328255	0.016029353	1.0235E-48	DRLADSP
	0.9	1.073133455	0.901871071	0.012884582	2.26867E-52	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (5) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الثاني وعند نسبة تلويث (20%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100, 150) ولكل مستويات معامل الارتباط (p=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

جدول (6): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عندما تكون نسبة التلوث 30% للأنموذج الثاني:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	1.057920991	0.904680872	0.713959245	0.002883194	DRLADSP
	0.6	1.049443424	0.903523825	0.273464489	1.06628E-08	DRLADSP
	0.7	1.051479112	0.898915345	0.179629854	1.27259E-10	DRLADSP
	0.8	1.064852963	0.903656461	0.11441879	1.76108E-13	DRLADSP
	0.9	1.054490252	0.903882787	0.101581663	8.50066E-15	DRLADSP
100	0.5	1.038867279	0.935359012	0.741799759	0.000388375	DRLADSP
	0.6	1.036212194	0.93481777	0.282627726	3.18885E-13	DRLADSP
	0.7	1.028871014	0.936220667	0.187395285	6.5367E-16	DRLADSP
	0.8	1.046418467	0.932814062	0.117624217	5.46346E-20	DRLADSP
	0.9	1.033780443	0.936125409	0.105260143	1.39728E-20	DRLADSP
150	0.5	1.01498416	0.950957716	0.758691427	4.63026E-05	DRLADSP
	0.6	1.022735776	0.950428739	0.290161196	5.15668E-17	DRLADSP
	0.7	1.021244519	0.951402642	0.190185779	3.26195E-22	DRLADSP
	0.8	1.030250731	0.951166278	0.120713362	3.89241E-26	DRLADSP
	0.9	1.022194106	0.949360356	0.107151887	6.06743E-28	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (6) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الثاني وعند نسبة تلويث (30%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100, 150) ولكل مستويات معامل الارتباط (p=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

جدول (7): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عندما تكون نسبة التلوث 10% للأنموذج الثالث:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	1.272385579	0.919085587	0.680429789	0.001283138	DRLADSP
	0.6	1.27345966	0.917955395	0.212799378	8.95345E-10	DRLADSP
	0.7	1.272642852	0.917196677	0.129210564	1.71831E-12	DRLADSP
	0.8	1.278373559	0.919817486	0.07797047	2.42676E-15	DRLADSP
	0.9	1.266676149	0.915332726	0.067893031	1.16962E-14	DRLADSP
100	0.5	1.243365974	0.945664692	0.709181704	0.000121734	DRLADSP
	0.6	1.251764065	0.945902894	0.222103115	4.01075E-15	DRLADSP
	0.7	1.239800501	0.944696808	0.135924404	2.76672E-18	DRLADSP
	0.8	1.238867096	0.943368244	0.081799412	5.00716E-24	DRLADSP
	0.9	1.248674567	0.946645089	0.067675301	1.16133E-24	DRLADSP
150	0.5	1.222982807	0.958568341	0.724260019	1.29723E-05	DRLADSP
	0.6	1.22722872	0.958229406	0.229332351	6.66434E-19	DRLADSP
	0.7	1.227293006	0.95888648	0.139042658	7.60642E-26	DRLADSP
	0.8	1.233639485	0.958087193	0.0818703	1.36271E-31	DRLADSP
	0.9	1.24233807	0.957576683	0.068566786	1.91076E-34	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (7) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الثالث وعند نسبة تلويث (10%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100 ,150) ولكل مستويات معامل الارتباط (p=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

جدول (8): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عند نسبة التلوث 20% للأنموذج الثالث:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	1.714380917	0.846221794	0.466982657	5.07674E-06	DRLADSP
	0.6	1.708115481	0.844273535	0.050304845	3.60522E-16	DRLADSP
	0.7	1.70813617	0.84292569	0.019985558	1.32691E-21	DRLADSP
	0.8	1.73606244	0.8476659	0.007834746	2.7494E-27	DRLADSP
	0.9	1.697587859	0.839870571	0.006316203	1.19116E-25	DRLADSP
100	0.5	1.60529486	0.89498368	0.505252964	5.76399E-08	DRLADSP
	0.6	1.625743207	0.895504092	0.052783089	2.64383E-27	DRLADSP
	0.7	1.592975094	0.893270322	0.020843536	4.31596E-33	DRLADSP
	0.8	1.592714945	0.890800365	0.008031017	5.72852E-45	DRLADSP
	0.9	1.612384174	0.896804258	0.005564735	5.13245E-46	DRLADSP
150	0.5	1.541260302	0.919283301	0.526310514	1.19225E-09	DRLADSP
	0.6	1.542934366	0.918641961	0.055186582	3.63119E-34	DRLADSP
	0.7	1.550302014	0.919864499	0.021166422	1.05313E-48	DRLADSP
	0.8	1.564350441	0.918371651	0.007733935	1.5455E-59	DRLADSP
	0.9	1.590352396	0.917442731	0.005560653	1.81789E-65	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (8) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الثالث وعند نسبة تلويث (20%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100, 150) ولكل مستويات معامل الارتباط (p=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

جدول (9): متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE)، عندما تكون نسبة التلوث 30% للأنموذج الثالث:

n	ρ	DRLTSNW	DRLTSSP	DRLADNW	DRLADSP	Best
50	0.5	1.272385579	0.919085587	0.680429789	0.001283138	DRLADSP
	0.6	1.27345966	0.917955395	0.212799378	8.95345E-10	DRLADSP
	0.7	1.272642852	0.917196677	0.129210564	1.71831E-12	DRLADSP
	0.8	1.278373559	0.919817486	0.07797047	2.42676E-15	DRLADSP
	0.9	1.266676149	0.915332726	0.067893031	1.16962E-14	DRLADSP
100	0.5	1.243365974	0.945664692	0.709181704	0.000121734	DRLADSP
	0.6	1.251764065	0.945902894	0.222103115	4.01075E-15	DRLADSP
	0.7	1.239800501	0.944696808	0.135924404	2.76672E-18	DRLADSP
	0.8	1.238867096	0.943368244	0.081799412	5.00716E-24	DRLADSP
	0.9	1.248674567	0.946645089	0.067675301	1.16133E-24	DRLADSP
150	0.5	1.222982807	0.958568341	0.724260019	1.29723E-05	DRLADSP
	0.6	1.22722872	0.958229406	0.229332351	6.66434E-19	DRLADSP
	0.7	1.227293006	0.95888648	0.139042658	7.60642E-26	DRLADSP
	0.8	1.233639485	0.958087193	0.0818703	1.36271E-31	DRLADSP
	0.9	1.24233807	0.957576683	0.068566786	1.91076E-34	DRLADSP

أظهرت نتائج جدول (9) لأنموذج الانحدار شبه المعلمي الجزئي الثالث وعند نسبة تلويث (30%) ولجميع احجام العينات (n=50, 100, 150) ولكل مستويات معامل الارتباط (p=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ان أفضل مقدر هو (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط خطأ مطلق نسبي (MAPE).

8- الاستنتاجات

1) في الأنموذج الأول للجدول (1) و (2) و (3) نجد ان أفضل مقدر في حالة الارتباط (0.5) ولجميع أحجام العينات كانت كالآتي: (DRLTSSP ثم DRLADNW ثم DRLTSNW أخيراً DRLADSP).

أما في حالة الارتباط (0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ولجميع أحجام العينات كانت كالآتي: (DRLADSP ثم DRLADNW ثم DRLTSNW أخيراً DRLTSSP).

2) في حالة الأنموذج الثاني والثالث ولكافة نسب التلوث ولجميع أحجام العينات كانت أفضل المقدرات كالآتي: (DRLADSP ثم DRLADNW ثم DRLTSSP وأخيراً DRLTSNW).

3) نستنتج من أعلاه أن أفضل الطرائق ولكافة أحجام العينات ولجميع نسب التلوث ولكل النماذج هي (DRLADSP) لأنه يمتلك أقل متوسط النسبة المطلقة للخطأ (MAPE).

9- المصادر

1) Abbas, H. H., and Abood, S. N. (2022). Comparison of Robust Circular S and Circular Least Squares Estimators for Circular Regression Model using Simulation. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 28, No. 134, pp 168–185.
2) Abdul-Hafez, A. S., and Rashid, D. H. (2013). Robust Two-Step Estimation and Approximation Local Polynomial Kernel For Time-Varying Coefficient Model With Balance Longitudinal Data. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 19, No. 70, pp. 297-324.
3) Akdeniz, F., Duran, E. A., Roozbeh, M., and Arashi, M. (2015). Efficiency of the generalized difference-based Liu estimators in semiparametric regression models with correlated errors. Journal of Statistical Computation and Simulation, Vol. 85, No. 1, pp 147–165.
4) AL-Adilee, R. T. K., and Aboudi, E. H. (2021). ESTIMATED NON-PARAMETRIC AND SEMI-PARAMETRIC MODEL FOR LONGITUDINAL DATA. International Journal of Agricultural & Statistical Sciences, Vol. 17, Vol. Supplement 1, pp. 1963-1972.
5) Al-Azzawi, E. A., and Al-Always, L. A. (2022). Robust Estimation OF The Partial Regression Model Using Wavelet Thresholding. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 28, No. 133, pp.97–113.
6) Ali, O. A., Naji, M. Q., and Ismaeel, M. M. (2020). Kernel estimation of returns of retirement funds of employers based on monetary earnings (subscriptions and compensation) via regression discontinuity in Iraq. Periodicals of Engineering and Natural Sciences, Vol. 8, No. 3, pp. 1752–1766.
7) Alma, Ö. G. (2011). Comparison of robust regression methods in linear regression. Int. J. Contemp. Math. Sciences, Vol. 6, No. 9, pp. 409–421.
8) Al-Tai, A. A., and Al-Kazaz, Q. N. N. (2022). Semi parametric Estimators for Quantile Model via LASSO and SCAD with Missing Data. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 28, No. 133, pp. 82–96.
9) Aydin, D. (2007a). A comparison of the nonparametric regression models using smoothing spline and kernel regression. World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol. 36, pp. 253–257.
10) Aydin, D. (2007b). Estimation of GDP in Turkey by nonparametric regression models. Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Instrumentation, Measurement, Circuits and Systems, pp. 221–225.
11) Aydın, D. (2014). Partially linear models based on smoothing spline estimated by different selection methods: a simulation study. Pakistan Journal of Statistics, Vol. 30, No. 1, pp. 35–56.
12) Bahez, Z. K., and Rasheed, H. A. (2022). Comparing Some of Robust the Non-Parametric Methods for Semi-Parametric Regression Models Estimation.

Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 28, No. 132, pp. 105–117.
13) Bickel, P., Diggle, P., Fienberg, S., Gather, U., Olkin, I., and Zeger, S. (2009). Springer series in statistics. Springer.
14) Burhan, Y. K., and Hmood, M. Y. (2018). Comparison between the methods estimate nonparametric and semiparametric transfer function model in time series the using simulation. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 24, No. 106, pp. 375-391.
15) Chen, H. (1988). Convergence rates for parametric components in a partly linear model. The Annals of Statistics, pp. 136–146.
16) Demir, S., and Toktamiş, Ö. (2010). On the adaptive Nadaraya-Watson kernel regression estimators. Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics, Vol. 39, No. 3, pp. 429–437.
17) Duran, E. A., and Akdeniz, F. (2013). New difference-based estimator of parameters in semiparametric regression models. Journal of Statistical Computation and Simulation, Vol. 83, No. 5, pp. 810–824.
18) Duran, E. A., Härdle, W. K., and Osipenko, M. (2012). Difference based ridge and Liu type estimators in semiparametric regression models. Journal of Multivariate Analysis, Vol. 105, No. 1, pp. 164–175.
19) Fox, J. (2006). Teacher’s corner: structural equation modeling with the sem package in R. Structural Equation Modeling, Vol. 13, No. 3, pp. 465–486.
20) Habeeb, A. S., Hmood, M. Y., and Mohammed, M. J. (2021). ESTIMATING NONPARAMETRIC AUTOREGRESSIVE CURVE BY SMOOTHING SPLINES METHOD. International Journal of Agricultural & Statistical Sciences, Vol. 17, No. 2, pp. 815-825.
21) Hameed, L. M. A., and Khalaf, K. I. (2021). COMPARISON OF SOME NONPARAMETRIC METHODS TO DETERMINE THE NUMBER OF RADIATION DOSES FOR BREAST CANCER PATIENTS. International Journal of Agricultural & Statistical Sciences, Vol. 17, No. Supplement 1, pp. 2315-2323.
22) Härdle, W. (1994). Applied nonparametric regression.
23) Härdle, W., Müller, M., Sperlich, S., and Werwatz, A. (2004). Nonparametric and semiparametric models Springer. Vol. 1.
24) Hens, N. (2005). Non-and semi-parametric techniques for handling missing data. Limburgs Universitair Centrum (Belgium).
25) Herawati, N., Saidi, S., and Azis, D. (2022). RIDGE LEAST ABSOLUTE DEVIATION PERFORMANCE IN ADDRESSING MULTICOLLINEARITY AND DIFFERENT LEVELS OF OUTLIER SIMULTANEOUSLY. Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan, Vol. 16, No. 3, pp. 779–786.
26) Husein, S. M. (2016). A Simulation study to comparison some biased estimators. International Journal of Advanced Research in Engineering and Technology, Vol. 7, No. 4, pp. 57–64.

27) Hussein, S. M. (2019). Comparison of Some Suggested Estimators Based on Differencing Technique in the Partial Linear Model Using Simulation. Baghdad Science Journal, Vol. 16, No. 4, pp. 918-927.
28) Ibrahim, N. A., and Suliadi, S. (2010). GEE-smoothing spline in semiparametric model with correlated nominal data: estimation and simulation study. Proceedings of the 4th International Conference on Applied Mathematics, Simulation, Modelling, pp. 19–26.
29) Irshayyid, A. J., and Saleh, R. A. (2022). Robust Estimates for One-Parameter Exponential Regression Model. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 28, No. 134, pp. 147–159.
30) Irshayyid, A.J., and Saleh, R. A. (2023). Robust estimates for a three-parameter exponential regression model. International Journal of Nonlinear Analysis and Applications, Vol. 14, No. 1, pp. 2799-2808.
31) Jeremia, N. E., Nurrohmah, S., and Fithriani, I. (2020). Robust Ridge regression to solve a multicollinearity and outlier. Journal of Physics: Conference Series, Vol. 1442, No. 1, pp. 12030.
32) Kan, B., Alpu, Ö., and Yazıcı, B. (2013). Robust ridge and robust Liu estimator for regression based on the LTS estimator. Journal of Applied Statistics, Vol. 40, No. 3, pp. 644–655.
33) Katea, M. M., and Hmood, M. Y., (2014). A comparison of the Semiparametric Estimators model using smoothing methods different. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 20, No. 75, pp. 376-394.
34) Khalaf, N. B., and Mohammed, L. A. (2023). Comparison of Some Methods for Estimating Nonparametric Binary Logistic Regression. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 29, No. 135, pp. 56–67.
35) Khazal, S.S., and Kamal, G.I. (2019). Using Some Robust Methods For Handling the Problem of Multicollinearity. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 25, No. 112, pp. 500–514.
36) Khorshid, E. S., and Abboud, S. N. (2018). Comparison between the Methods of Ridge Regression and Liu Type to Estimate the Parameters of the Negative Binomial Regression Model Under Multicollinearity Problem by Using Simulation. Journal of Economics and Administrative Sciences, Vol. 24, No. 109, pp. 515-534.
37) Kvam, P., Vidakovic, B., and Kim, S. (2022). Nonparametric statistics with applications to science and engineering with R. John Wiley & Sons. Vol. 1
38) Mahmoud, H. F. F. (2019). Parametric versus semi and nonparametric regression models. ArXiv Preprint ArXiv:1906.10221.
39) Powell, J. L. (1994). Estimation of semiparametric models. Handbook of Econometrics. pp. 2443–2521.
40) Roozbeh, M. (2016). Robust ridge estimator in restricted semiparametric regression models. Journal of Multivariate Analysis, Vol. 147, pp. 127–144.

41) Rousseeuw, P. J., and Van Driessen, K. (2006). Computing LTS regression for large data sets. Data Mining and Knowledge Discovery, No. 12, pp. 29–45.
42) Rousseeuw, Peter j and Leroy, Annick M. (1987), Robust regression and outlier detection. Wiley series in probability and mathematical statistics.
43) ŞAMKAR, H., and ALPU, Ö. (2010). Ridge regression based on some robust estimators. Journal of Modern Applied Statistical Methods, Vol. 9, No. 2, pp. 495-501.
44) Speckman, P. (1988). Kernel smoothing in partial linear models. Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology, Vol. 50, No. 3, pp. 413–436.
45) Tabakan, G., and Akdeniz, F. (2010). Difference-based ridge estimator of parameters in partial linear model. Statistical Papers, Vol. 51, No. 2, pp. 357–368.
46) Thanoon, F. H. (2015). Robust regression by least absolute deviations method. International Journal of Statistics and Applications, Vol. 5, No. 3, pp. 109–112.
47) Turkmen, A. S., and Tabakan, G. (2015). Outlier resistant estimation in difference-based semiparametric partially linear models. Communications in Statistics-Simulation and Computation, Vol. 44, No. 2, pp. 417–432.
48) Wu, J. (2016). Difference-based ridge-type estimator of parameters in restricted partial linear model with correlated errors. SpringerPlus, Vol. 5, No. 1, pp. 1–10.
49) Yatchew, A. (1997). An elementary estimator of the partial linear model. Economics Letters, Vol. 57, No. 2, pp. 135–143.
50) Yatchew, A. (2003). Semiparametric regression for the applied econometrician. Cambridge University Press.

Publication Prerequisites and terms

1- The journal publishes scientific research and studies in statistics and informatics written in Arabic, English and French, to make it clear that research submitted for publication has been published or submitted for publication in magazines or other periodicals or presented and published in periodicals for conferences or seminars.
2- Send electronic copies (word & PDF) of the research and studies to the editor should include the name of the researcher or researchers and their scientific titles and places of work with the address of the correspondence, the numbers of telephones and e-mail. The research to be published should be sent electronically in accordance with the specifications below:
   a. To be printed on A4 paper and be in the form of a single column and use the Type simplified Arabic and Times New Roman for English and French and with a font size (12). Using Microsoft Word and on one face of the paper.
   b. The margin is 2.5 cm for all sides of the paper.
   c. The researcher will attach a summary of his research in Arabic, English, or French in no more than one page.
   d. Place references at the end of the paper and separated page. It is recommended to use the Harvard system of referencing, which (author's name, year of publication, source address, publishing house, country).
   e. Numbered tables, illustrations, and others as they are received in the research, documents as aliases of the original sources.
   f. The number of search or study pages should not exceed (25) pages.
3- Authors will notified of receiving their research within two working days from the date of receipt of the research.
4- Referees will evaluate all submitted research, the Authors will informed of the proposed evaluation and modifications if any within two weeks of receipt of the research.
5- The editorial board of the Journal has the right to accept or reject the research and has the right to make any modification or partial redrafting of the material submitted for publication in accordance with the format adopted in its publication after the approval of the researcher.
6- Published research becomes the property of the Journal and may not republished elsewhere.
7- The articles published in the magazine reflect the opinions of the authors, and do not necessarily reflect the view of the Journal or the Arab Institute for Training and Research in Statistics.
8- The research is sent to the magazine's e-mail address:
   journal@aitrs.org or **Info@aitrs.org**

Journal of Statistical Sciences

Scientific Referred Journal

Listed in Ulrich's website
www.ulrichsweb.com
Classified in The Arab Citation & Impact Factor (Arcif)
www.emarefa.net/arcif/
ISSN 2522-64X (Online), ISSN 2519-948X (Print)

P.O. Box: 851104- Amman 11185 Jordan ص.ب: 851104 عمان 11185 الأردن
Tel: +96265549805 – Fax: +96265549804- www.aitrs.org , info@aitrs.org

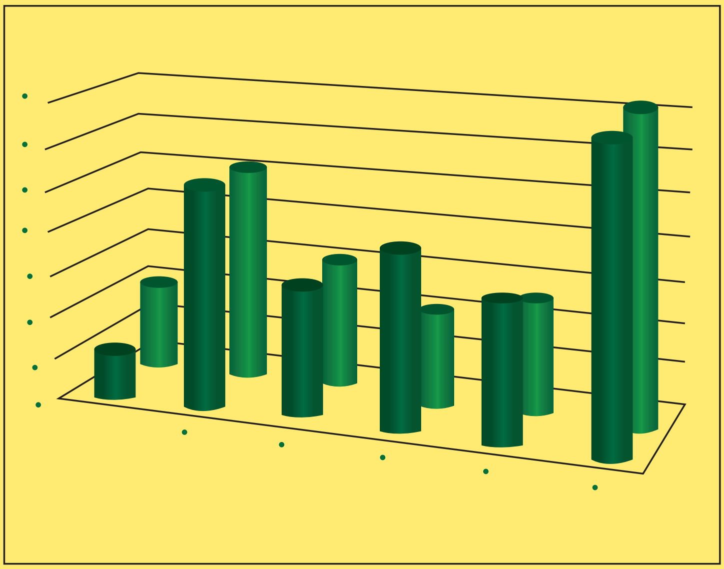
مجلة العلوم الإحصائية

March. 2024

No. 22

Arab Institute for Training and Research in Statistics

Journal of Statistical Sciences



Issue No. 22

Scientific Peer-reviewed Journal issued by
Arab Institute for Training and Research in Statistics
Listed in Ulrich's website
www.ulrichsweb.com
Classified in The Arab Citation & Impact Factor (Arcif)
www.emarefa.net/arcif/
ISSN 2522-64X (Online), ISSN 2519-948X (Print)