

# مقارنة طرائق التقدير المستعملة في تقدير انموذج الانحدار اللامعلمي بأخطاء عشوائية تخضع لأنموذج ( ARMA )

علي هاشم باني / باحث / [alibany@uomustansiriyah.edu.iq](mailto:alibany@uomustansiriyah.edu.iq)

أم.د. حسام عبد الرزاق رشيد/الجامعة المستنصرية/كلية الادارة والاقتصاد/[husamstat@uomustansiriyah.edu.iq](mailto:husamstat@uomustansiriyah.edu.iq)

P: ISSN : 1813-6729

<https://doi.org/10.31272/jae.i141.1006>

E : ISSN : 2707-1359

مقبول للنشر بتاريخ: 2023/7/18

تاريخ أستلام البحث : 2023/6/25

## المستخلص ( Abstract )

ان هذا البحث تناول مقارنة الطرائق المستعملة في تقدير انموذج الانحدار اللامعلمي بأخطاء عشوائية تخضع لأنموذج ( ARMA ) , اذ تم تقديره من خلال استخدام طريقة المربعات الصغرى الجانبية ( profile least squares method ) مع ( SCAD ) وتوظيف مميزات النواة لمتعدد الحدود الموضوعي ( Local Polynomial Smoother ) عندما تكون درجة متعدد الحدود (  $P=1$  ) لنحصل على الممهد الخطي الموضوعي ( Local Linear Smoother ) و (  $P=2$  ) لنحصل على الممهد التربيعي الموضوعي ( Local quadratic Smoother ) . كما واستخدم معيار معلومة بيز ( Bayesian Information Criterion ) والذي يرمز له بالرمز ( BIC ) لتحديد رتبة أنموذج الخطأ وكذلك تم استعمال معيار متوسط مربعات الخطأ ( Mean Squared Error ) والذي يرمز بالرمز ( MSE ) للمقارنة بين الطرائق المستعملة في تقدير الانموذج . وتم استخدام بيانات واقعية من خلال أخذ بيانات شركة اسيا سيل للاتصالات من خلال تداول اسهم الشركة في سوق العراق للأوراق المالية للفترة من ( 3 - 1 - 2023 ) ولغاية ( 15 - 5 - 2023 ) , وأهم ما تم التوصل اليه هو تفوق طريقة الانحدار التربيعي الموضوعي باستخدام المربعات الصغرى الجانبية مع SCAD كونها حصلت على اقل قيمة للـ ( MSE ) .

**الكلمات المفتاحية :** طريقة المربعات الصغرى الجانبية , طريقة ( SCAD ) , مميزات النواة , معيار ( BIC ) .



مجلة الادارة والاقتصاد

مجلة 48 العدد 141 / كانون الاول / 2023

الصفحات : 115 - 127

\* بحث مستل من رسالة ماجستير .

## 1 - المقدمة ( Introduction )

يبرز علم الاحصاء من خلال نمذجة الظواهر المختلفة في صيغ رياضية تكون قريبة إلى الواقع الفعلي . وتكون هذه الصيغ الرياضية على انواع مختلفة منها الاحتمالي التي يعتمد في صياغتها على الاحتمالات الصرفة , ومنها ما يعتمد في صياغتها على السبب ونتيجة المسببات والعوامل المؤثرة , اذ يأتي في مقدمة هذه النماذج ( نماذج الانحدار ) اذ تقوم هذه النماذج بالكشف عن العلاقة بين السبب والذي يعرف احصائياً بالمتغيرات التفسيرية ( التوضيحية ) ( explotary variable ) وبيّن نتيجة السبب والذي يعرف بالمتغير التابع ( dependent variable ) ومن نماذج الانحدار التي سيتم التطرق اليها هي نماذج الانحدار اللامعلمي Nonparametric Regression model حيث تقوم هذه النماذج على ايجاد العلاقة بين السبب ونتيجة السبب من خلال منحنى يصف تلك العلاقة . وان نماذج الانحدار بكافة اشكالها ممكن ان تعالج مشاكل عديدة منها ( عدم التجانس , التعدد الخطي , الارتباط الذاتي , القيم المفقودة ) . وغالباً يتم جمع البيانات بمرور الوقت ومن المحتمل ان تكون هذه البيانات مرتبطة ببعضها البعض وعلى هذا الاساس نتحرى عن كيفية دمج معلومات الارتباط في انموذج الانحدار اللامعلمي في ظل افتراض ان عملية الخطأ هي عملية تخضع لأنموذج ( ARMA ) بالإضافة الى اعتماد دوال النواة kernel في عملية تقدير الانموذج اللامعلمي لأجل الحصول على افضل تقدير بين كل التقديرات الموجودة في حال كون التوزيع الاحتمالي للأخطاء ذات ارتداد زمني .

## 2 - هدف البحث

يهدف هذا البحث الى تقدير أنموذج الانحدار اللامعلمي والذي يكون فيه الخطأ يمتلك سلوك زمني او يتأثر خلال الزمن ومقارنة طرائق التقدير المستخدمة .

## 3 - أنموذج الانحدار اللامعلمي مع اخطاء من نوع ARMA

### Non – parametric Regression Model with ARMA Error

ان نماذج الانحدار اللامعلمي تتضمن جملة من الافتراضات التي تسري على نماذج الانحدار وهذه الافتراضات تسهل عملية التقدير واجراء الاختبارات المتعلقة بالأنموذج المقدر , وأحدى هذه الافتراضات تتعلق بحد الخطأ العشوائي حيث يفترض ان حدود الخطأ العشوائي تكون مستقلة فيما بينها بمتوسط يساوي صفر وتباين ثابت  $\sigma^2$  . ان هذه الافتراضات قد لا تتحقق عندما تكون بيانات الانموذج على شكل سلسلة زمنية عندها يكون حد الخطأ عبارة عن سلسلة زمنية غير مستقرة وبهذه الحالة يمكن نمذجة حدود الخطأ العشوائي وفق أنموذج ( ARMA )<sup>[3]</sup> وعليه مما تقدم نحصل على أنموذج مركب يدعى بأنموذج الانحدار اللامعلمي بأخطاء تتبّع أنموذج ( ARMA ) على فرض ان  $(x_t, y_t)$  والـ  $t = 1, 2, \dots, n$  اذ يمكن تمثيل الانموذج وفق الصيغة الاتية :<sup>[12]</sup>

$$y_t = m(x) + \varepsilon_t \dots (1)$$

اذ ان

$m(x)$  : دالة مجهولة نود تقديرها

$\varepsilon_t$  : عبارة عن خطأ عشوائي يخضع لأنموذج ARMA

## 4 - الانموذج المختلط

### Mixed Autoregressive – Moving Average Model ( ARMA )

بموجب هذا الانموذج يتم دمج كل من انموذج  $AR(p)$  و  $MA(q)$  وتكون الصيغة العامة للانموذج المختلط  $ARMA(p, q)$ <sup>[10]</sup> كما يأتي :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \eta_t - \theta_1 \eta_{t-1} - \dots - \theta_q \eta_{t-q} \dots (2)$$

$p$  : تمثل رتبة الانحدار الذاتي

$q$  : تمثل رتبة الاوساط المتحركة

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  : معاملات انموذج ( AR ) وقيمته تتراوح بين ( - 1 , 1 )

$Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$  : تمثل قيمة الظاهرة المرتردة زمنياً خلال الفترة  $t$

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  : تمثل معاملات انموذج ( MA )

$\eta_t, \eta_{t-1}, \dots, \eta_{t-q}$  : تمثل القيم السابقة للأخطاء العشوائية

$\eta_t$  : تمثل سلسلة الاخطاء العشوائية المستقلة والتي تسمى التشويش الابيض White Noise وهي تمثل

متغيراً عشوائياً مستقلاً وتخضع الى التوزيع الطبيعي بوسط حسابي يساوي صفر وتباين مقداره  $\sigma^2$  أي إن

$$\eta_t \sim N(0, \sigma_a^2), \quad E(\eta_t) = 0, \quad E(\eta_t^2) = \sigma^2,$$

$$E(\eta_t, \eta_j) = 0 \quad \text{for } t \neq j$$

## 5 - طريقة المربعات الصغرى الجانبية profile least squares estimate

تم اقتراح طريقة الـ ( profile least squares estimate ) من قبل العالم ( Robinson ) عام ( 1988 ) [13] والتي تعتبر من طرائق التقدير للانموذج شبه المعلمي اذ تعتمد الطريقة على تحويل الانموذج شبه المعلمي الى انموذج معلمي من خلال طرح الجزء المعلمي من الانموذج شبه المعلمي [9][20]. ولغرض الحصول على الانموذج المطلوب تقديره نعوض الصيغة ( 2 ) في الانموذج المشار اليه بموجب الصيغة ( 1 ) نحصل على انموذج الدراسة والذي يكون وفق الصيغة الاتية :

$$y_t = m(x) + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - \theta_1 \eta_{t-1} - \dots - \theta_q \eta_{t-q} + \eta_t \dots (3)$$

كما يمكن كتابة الانموذج بالصيغة ( 3 ) وفق الاتي :

$$y_t = m(x) + e_t^T \beta + \eta_t \dots (4)$$

اذ ان

$$e_t = ( \hat{Z}_{t-1}, \dots, \hat{Z}_{t-p}, \hat{\eta}_{t-1}, \dots, \hat{\eta}_{t-q} )^T \text{ and } \beta = ( \phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q )^T$$

من خلال تطبيق طريقة الـ ( profile least squares estimate ) للانموذج الخطي جزئياً المشار اليه بموجب الصيغة ( 4 ) نحصل على الصيغة الاتية :

$$y_t - e_t^T \beta = m(x) + \eta_t \dots (5)$$

يمكن كتابة الصيغة ( 5 ) وفق الاتي :

$$y^* = m(x) + \eta_t \dots (6)$$

اذ ان

$$y^* = y_t - e_t^T \beta$$

والتي يمكن كتابتها بالصيغة الاتية :

$$y^* = y_t - E\beta \dots (7)$$

اذ ان

$$( e_{p+1}, \dots, e_n )^T$$

الانموذج ( 6 ) هو انموذج لامعلمي أحادي البعد قد نستخدم الخطية الموجودة مثل الانحدار المتعدد الموضوعي لتقدير  $m(\cdot)$  [19] وكما يلي :

## 1 - 1 - طريقة المربعات الصغرى الجانبية وفق الانحدار الخطي الموضوعي

### Least Squares Method According to Local Linear Regression ( PLLP ) Profile

نستخدم الانحدار الخطي المحلي ( Local linear regression ) بالنسبة الى  $X_0$  , نقرب محلياً دالة الانحدار [4][5][8][12]

$$m(x) \approx m(x_0) + \hat{m}'(x_0)(x - x_0) \cong a + b(x - x_0) \dots (8)$$

لـ  $X_0$  المحلي وبالتالي فإن التقدير الخطي المحلي لـ  $m(\cdot)$  هو المصغر لدالة المربعات الصغرى الموزونة التالية

$$(\hat{a}, \hat{b})^T = \operatorname{argmin}_{a,b} \sum_{t=p+1}^n [y^* - a - b(x - x_0)]^2 K_h(x - x_0) \dots (9)$$

اذ ان

$K_h(\cdot)$  هي دالة نواة متدرجة مع نطاق ترددي  $h$  ومن الواضح ان التقدير الخطي المحلي خطي من حيث [12]

$$y^* = (y_{p+1}^*, \dots, y_n^*)^T, \quad \hat{M} = ( \hat{M}_{(xp+1)}, \dots, \hat{M}_n )^T$$

اذ ان الصيغة ( 9 ) يمكن تمثيلها بواسطة الصيغة الاتية :

$$(\hat{a}, \hat{b})^T = [D_x^T W_x D_x]^{-1} D_x^T W_y^* \dots (10)$$

اذ ان مصفوفة  $W_x$  ومصفوفة  $D_x$  يمكن تعريفهم وفق الاتي :

$$W_x = \begin{bmatrix} K_h(X_1 - X_0) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & K_h(X_n - X_0) \end{bmatrix}_{n \times n} \dots (11)$$

$$D_x = \begin{pmatrix} 1 & X_1 - X \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n - X \end{pmatrix}_{n \times 2}$$

**مقارنة طرائق التقدير المستعملة في تقدير انحدار الامعلمي باخطاء عشوائية تخضع لانموذج ( ARMA )**

ويمكن التعبير عن مصفوفة التتبع  $S$  للانحدار الخطي المحلي بالشكل الاتي

$$S = \begin{pmatrix} [1, 0][D_{x1}^T W_{x1} D_{x1}]^{-1} D_{x1}^T W_{x1} \\ \vdots \\ [1, 0][D_{xn}^T W_{xn} D_{xn}]^{-1} D_{xn}^T W_{xn} \end{pmatrix} \dots (12)$$

وعليه فإن مقدر  $\hat{M}$  يكون وفق الصيغة الاتية : [4]

$$\hat{M} = S_h y^* \dots (13)$$

اذ ان  $S_h$  هي  $(n-d) \times (n-d)$  مصفوفة تتعتمد على  $x_t^T s$  وعرض النطاق الترددي فقط نستبدل  $m(x)$  الموجودة في (6) بـ  $\hat{m}(x)$  المشار اليها وفق الصيغة (13) نحصل على انموذج الانحدار الخطي وفق الصيغة الاتية :

$$y^* = S_h y^* + \eta_t \dots (14)$$

ولغرض تقدير الانموذج بالصيغة (14) نقوم باتتباع الخطوات المشار اليها ادناه كما يلي :

**اولاً :-** نعوض عن  $Y^*$  بما يساويها بموجب الصيغة (7) في الصيغة (14) لنحصل على الصيغة الاتية :

$$y_t - E\beta = S_h (y_t - E\beta) + \eta_t \dots (15)$$

ويمكن كتابة الصيغة (15) كما يلي :

$$y_t - E\beta = S_h y_t - S_h E\beta + \eta_t \dots (16)$$

**ثانياً :-** لغرض تبسيط عملية تقدير  $\beta$  نقوم بأجراء بعض العمليات لتصبح الصيغة (16) وفق الاتي

$$(I - S_h) y_t = (I - S_h) E\beta + \eta_t \dots (17)$$

اذ ان

$I$  : تمثل مصفوفة أحادية

**ثالثاً :-** باستخدام طريقة المربعات الصغرى نشق الصيغة (17) بالنسبة الى  $\beta$  ونساويها الى الصفر بعد تربيع طرفي الصيغة لنحصل على المقدر  $\hat{\beta}$  وفق الصيغة الاتية :

$$\hat{\beta} = [E^T (I - S_h)^T (I - S_h) E]^{-1} E^T (I - S_h)^T (I - S_h) y \dots (18)$$

**رابعاً :-** بعد الحصول على المقدر  $\hat{\beta}$  يمكن الحصول على مقدر  $\hat{M}$  من خلال التعويض عن  $Y^*$  بما يساويها والمشار اليه بموجب الصيغة (7) في الصيغة (13) واستبدال  $\beta$  الموجودة فيها بـ  $\hat{\beta}$  والتي تم الحصول عليها وفق الصيغة (18) لنحصل على المقدر  $\hat{M}$  حسب الصيغة الاتية :

$$\hat{M} = S_h (y - E \hat{\beta}) \dots (19)$$

**5 - 2 :-** طريقة المربعات الصغرى الجانبية وفق الممهد التربيعي الموضعي

**Least Squares Method According To Local quadratic smoother ( PLQP ) Profile**

نستخدم الممهد التربيعي الموضعي (Local quadratic smoother) بالنسبة الى  $X_0$  بعد التقريب محلياً لدالة الانحدار لنحصل على التقدير التربيعي المحلي لدالة الانحدار ( . )  $m$  وهو المصغر لدالة المربعات الصغرى الموزونة التالية : [11] [19]

$$\sum_{i=1}^n [y^* - \alpha_0 - \alpha_1(x_i - x_0) - \alpha_2(x_i - x_0)^2]^2 K_h(x_i - x_0) \dots (20)$$

اذ ان الصيغة (20) يمكن تمثيلها وفق الصيغة الاتية :

$$(\hat{a}, \hat{b})^T = [D_x^T W_x D_x]^{-1} D_x^T W_y^* \dots (21)$$

اذ ان

$D_x$  : تكون من الدرجة  $(n \times (p+1))$  وبما ان  $P=2$  وعليه تكون درجة  $D_x$  تساوي  $n \times 3$

$W_x$  : مصفوفة قطرية من الدرجة  $n \times n$  عناصر قطرها الرئيسي عبارة عن  $K_h(x_t - x_0)$

اذ يكون مقدر  $\hat{M}$  وفق الصيغة (13) مع مراعاة اختلاف رتب المصفوفات لكل من مصفوفة التصميم  $(X)$  ومصفوفة الاوزان  $(W)$  ومتجه الاحاد  $(e)$  كون درجة متعدد الحدود  $P=2$  اي ان :

$$\hat{M} = S_h y^*$$

اذ يمكن كتابة الانموذج المراد تقديره وفق الصيغة (14) مع مراعاة ما ذكر اعلاه اي ان :

$$y^* = S_h y^* + \eta_t$$

مقارنة طرائق التقدير المستعملة في تقدير انموذج الانحدار الاعلمي باخطاء عشوائية تخضع لانموذج ( ARMA )

ولغرض تقدير الانموذج نقوم باتباع نفس الاجراءات المتبعة في الفقرة ( 4 - 1 ) لنحصل على مقدر كل من  $\hat{M}$  و  $\hat{\beta}$  وفق الصيغ الآتية :

$$\hat{\beta} = [E^T(I - S_h)^T (I - S_h)E]^{-1}E^T(I - S_h)^T(I - S_h)y \dots (22)$$

$$\hat{M} = S_h(y - E\hat{\beta}) \dots (23)$$

6 - طريقة الانحراف المطلق المقطوع بسلاسة

smoothly clipped absolute deviation method ( SCAD )

تم اقتراح اجراء الاحتمال مع جزاء SCAD للاختيار المتغير في النماذج المعلمية من قبل ( Fan & Li ) عام (2001) [19]، كما تعتبر طريقة SCAD إحدى الطرائق الجزائية التي تستعمل لتقدير معالم أنموذج الانحدار الخطي وتمتاز هذه الطريقة بأنها تقوم باختيار المتغيرات المهمة وتقدير المعلمات في وقت واحد [7] ، وبين الباحثان ( Fan & Li ) عام (2001) ان طريقة SCAD لا تحتفظ فقط بميزات جيدة بخصوص اختيار المجموعة الفرعية وانحدار الحرف وانما تنتج حلول مبعثرة ( Sparsity ) تضمن استمرارية النماذج المختارة ( استقرار اختيار الانموذج ) وكذلك تعطي تقديرات غير متحيزة للمعاملات الكبيرة [14].  
اذ اقترح ( Fan & Li ) عام (2001) دالة جزاء ( SCAD ) وفق الصيغة الآتية [12][15]

$$P_{\lambda}(|\beta_j|) = \begin{cases} \lambda |\beta| & \text{if } 0 \leq |\beta| < \lambda \\ \frac{(a^2-1)\lambda^2 - (|\beta| - a\lambda)^2}{2(a-1)} & \text{if } \lambda \leq |\beta| < a\lambda \dots (24) \\ \frac{(a+1)\lambda^2}{2} & \text{if } |\beta| \geq a\lambda \end{cases}$$

اذ ان

**a** : عبارة عن معلمة ضبط وقيمتها اكبر من (2) اذ اقترح الباحثان ( Fan & Li ) استعمال قيمة  $a = 3.7$  كون هذه القيمة تعطي اداءً مرضياً في مسائل اختيار المتغير المختلفة [6][12]  
 **$\lambda$**  : عبارة عن معلمة ضبط أخرى تكون قيمتها اكبر من الصفر اذ يجب تحديدها باستخدام طريقة (BIC) وتكون دالة جزاء (SCAD) متماثلة ومستمرة وقابلة للتفاضل و مشتقتها مساوية للصفر خارج الفترة [17][16]  $[-a\lambda, a\lambda]$

اذ تحقق المشتقة الأولى بالنسبة الى  $\beta_j$  لدالة جزاء (SCAD) والتي تعطي من خلال الصيغة الآتية :

$$P_{\lambda}^{SCAD}(\beta_j) = \begin{cases} \lambda & \text{if } |\beta_j| \leq \lambda \\ \frac{a\lambda - \beta_j}{(a-1)} & \text{if } \lambda < |\beta_j| \leq a\lambda \dots (25) \\ 0 & \text{if } |\beta_j| > a\lambda \end{cases}$$

اذ ان

$\beta_j \geq 0$  . ودالة جزاء (SCAD) تحقق الآتي  $p_{\lambda}(0) = 0$  ويكون الشرط الكافي لعدم التحيز ( Unbiasedness ) كما يلي

$$P'_{\lambda}(|\beta_j|) = 0 \quad \text{for large parameter } |\beta_j|$$

7 - توظيف اسلوب SCAD لأنموذج ARMA

يتميز اجراء SCAD عن اجراءات الاختيار المتغيرة التقليدية مثل الانحدار التدريجي واختيار افضل مجموعة فرعية باستخدام BIC و AIC من حيث انه يختار المتغيرات المهمة ويقدر معاملاتها في وقت واحد ، وبالتالي يمكن تطبيقها مباشرة لتحليل البيانات عالية الابعاد وتم تطوير اجراء SCAD بشكل كبير لأنموذج الخطي جزئياً مع البيانات الطولية من قبل ( Fan & Li ) عام (2004) ، لتنفيذ اسلوب تقدير المربعات الصغرى الجانبية profile least squares estimation يتعين علينا تحديد ترتيب عملية ARMA . ثم نطبق اجراء اختيار متغير لتحديد ترتيبها ونطبق اجراء SCAD لتحديد مدى تعقيد عملية ARMA اذ يتم تعريف دالة المربعات الصغرى الجانبية لـ SCAD على انها [12]

$$\frac{1}{2} \sum_{t=d+1}^n \{y_t - m(x_t) - e_t^T \beta\}^2 + n \sum_{j=1}^d p_{\lambda_j}(|\beta_j|) \dots (26)$$

اذ ان

$p_{\lambda}(|\beta|)$  تمثل دالة جزاء SCAD مع معلمة الضبط  $\lambda$  والمعرفة وفق الصيغة ( 24 ) وتكون مشتقتها الاولى كما مشار اليه بموجب الصيغة ( 25 )  
ويتطبيق تقنية الجانبية للمربعات الصغرى الجزائية يمكننا اشتقاق تقدير المربعات الصغرى الجانبية مع SCAD باستخدام مهادات النواة وكما يلي :

### 1 - 7 :- مقدر الانحدار الخطي الموضوعي باستخدام المربعات الصغرى الجانبية مع SCAD Local linear estimator Using Profile Least Squares With SCAD

نطبق طريقة المربعات الصغرى الجانبية وفق الانحدار الخطي الموضوعي مع ( SCAD ) والتي نرسم لها بالرمز ( SLLP ) من خلال اعادة كتابة الانموذج ( 26 ) باستخدام معيار المربعات الصغرى [19] [18] وفق الصيغة الاتية :

$$\frac{1}{2} \sum_{t=d+1}^n \{y^* - \hat{m}(x_t)\}^2 + n \sum_{j=1}^d p_{\lambda_j}(|\beta_j|) \dots (27)$$

نعوض عن  $y^*$  بما يساويها والمذكور بموجب الصيغة ( 7 ) و  $\hat{m}(x_t)$  بما يساويها والمذكور بموجب الصيغة ( 13 ) والتي تمثل مهاد الانحدار الخطي الموضوعي لتصبح الصيغة اعلاه كما يلي :

$$\frac{1}{2} \sum_{t=d+1}^n \{ (y_t - E\beta) - S_h(y_t - E\beta) \}^2 + n \sum_{j=1}^d p_{\lambda_j}(|\beta_j|) \dots (28)$$

تكون الصيغة ( 28 ) بعد اجراء بعض العمليات وفق الصيغة الاتية :

$$\frac{1}{2} \|(I - S_h)y_t - (I - S_h)E\beta\|^2 + n \sum_{j=1}^d p_{\lambda_j}(|\beta_j|) \dots (29)$$

وبعد الحصول على الصيغة ( 29 ) يمكن تقريبها محلياً بواسطة دالة تربيعية و بمساعدة ( LQA ) نستخدم الانحدار التكراري لايجاد تقليل الصيغة ( 29 ) لنحصل على  $\beta^{k+1}$  وفق الصيغة الاتية :

$$\beta^{k+1} = \{ E^T(I - S_h)^T(I - S_h)E + n \Sigma_{\lambda}(\beta^k) \}^{-1} E^T(I - S_h)^T(I - S_h)y \dots (30)$$

اذ ان

$$\Sigma_{\lambda}(\beta^k) = \text{diag} \{ p'_{\lambda_1}(|\beta_1^k|)/(|\beta_1^k|), \dots, p'_{\lambda_d}(|\beta_d^k|)/(|\beta_d^k|) \}$$

وعليه فان مقدر  $\hat{M}$  يمكن الحصول عليه من خلال استبدال  $\hat{\beta}$  الموجودة في الصيغة ( 23 ) بـ  $\beta^{k+1}$  التي تم الحصول عليها بموجب الصيغة ( 30 ) وفق الصيغة الاتية :

$$\hat{M} = S_h(y - E\beta^{k+1}) \dots (31)$$

### 2 - 7 :- مقدر الانحدار التربيعي الموضوعي باستخدام المربعات الصغرى الجانبية مع SCAD Local quadratic estimator Using Profile Least Squares With SCAD

نطبق طريقة المربعات الصغرى الجانبية وفق الانحدار التربيعي الموضوعي مع ( SCAD ) والتي نرسم لها بالرمز ( SLQP ) من خلال اعادة كتابة الانموذج ( 26 ) باستخدام معيار المربعات الصغرى [11] [12] وفق الصيغة الاتية :

$$\frac{1}{2} \sum_{t=d+1}^n \{y^* - \hat{m}(x_t)\}^2 + n \sum_{j=1}^d p_{\lambda_j}(|\beta_j|) \dots (32)$$

نعوض عن  $y^*$  بما يساويها والمذكور بموجب الصيغة ( 7 ) و  $\hat{m}(x_t)$  بما يساويها والمذكور بموجب الصيغة ( 13 ) مع مراعاة ما تم الاشارة اليه في الفقرات السابقة بخصوص اختلاف رتب المصفوفات لكل من مصفوف التصميم ( X ) ومصفوفة الاوزان ( W ) و متجه الاحاد ( e ) كون درجة متعدد الحدود  $P=2$  لنحصل على المهاد التربيعي الموضوعي لتصبح الصيغة اعلاه بالشكل الاتي:

$$\frac{1}{2} \sum_{t=d+1}^n \{ (y_t - E\beta) - S_h(y_t - E\beta) \}^2 + n \sum_{j=1}^d p_{\lambda_j}(|\beta_j|) \dots (33)$$

## مقارنة طرائق التقدير المستعملة في تقدير انحدار الاعملي باخطاء عشوائية تخضع لانموذج ( ARMA )

تكون الصيغة اعلاه بعد اجراء بعض العمليات وفق الصيغة الاتية :

$$\frac{1}{2} \|(I - S_h)y_t - (I - S_h)E\beta\|^2 + n \sum_{j=1}^d p_{\lambda_j}(|\beta_j|) \dots (34)$$

بمساعدة ( LQA ) نستخدم الانحدار التكراري لأيجاد تقليل الصيغة ( 34 ) لنحصل على  $\beta^{k+1}$  وفق الصيغة الاتية : [21]

$$\beta^{k+1} = \{E^T(I - S_h)^T(I - S_h)E + n \Sigma_{\lambda}(\beta^k)\}^{-1}E^T(I - S_h)^T(I - S_h)y \dots (35)$$

وبعد الحصول على المقدر  $\beta^{k+1}$  يمكن الحصول على مقدر  $\hat{M}$  من خلال استبدال  $\hat{\beta}$  الموجودة في الصيغة ( 23 ) بـ  $\beta^{k+1}$  التي تم الحصول عليها بموجب الصيغة ( 35 ) وعليه يكون مقدر  $\hat{M}$  وفق الصيغة الاتية :

$$\hat{M} = S_h(y - E\beta^{k+1}) \dots (36)$$

### 8 - اختيار معلمة الضبط وعرض النطاق الترددي

#### Tuning parameter selection and bandwidth selection

من الضروري معرفة كيفية تحديد معلمة الضبط  $\lambda$  في اجراء SCAD وكيفية تحديد عرض النطاق الترددي لأجراء تقدير المربعات الصغرى الجانبية وهما قضيتان مهمتان في التنفيذ العملي للمنهجية التي تم العمل عليها في هذا البحث اذ ان ضبط اختيار المعلمة التمهيدية في تنفيذ اجراء SCAD يحتاج الى اختيار معلمة الضبط  $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_d)$  باتباع اقتراح ( Wang , Li and Tsay ) عام 2007 اذ يستخدم محدد BIC للحصول على امثل  $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_d)$  من الصيغة  $B^{k+1}$  نحدد العدد الفعلي لمعاملات مقدرات المربعات الصغرى الجانبية الجزائية [19] وفق الصيغة الاتية :

$$e(\lambda) = \text{tr} \left[ \{ \tilde{D} + \Sigma_{\lambda}(\hat{\beta}) \}^{-1} \tilde{D} \right] \dots (37)$$

اذ ان

$\tilde{D}$  : تكون مساوية الى الصيغة الاتية بالنسبة لمقدر الانحدار الخطي الموضوعي باستخدام المربعات الصغرى الجانبية وكما يلي :

$$\tilde{D} = E^T(I - S_h)^T(I - S_h)E \text{ for nonzero } \hat{\beta} \dots (38)$$

وكذلك بالنسبة للمقدر التربيعي الموضوعي تكون مساوية الى نفس صيغة الانحدار الخطي الموضوعي باستخدام المربعات الصغرى الجانبية مع مراعاة ما تم الاشارة اليه سابقاً بخصوص رتبة كل من مصفوف التصميم ( X ) ومصفوفة الاوزان ( W ) ومتجه الاحاد ( e ) كون درجة متعدد الحدود  $P=2$  ومن خلال ما تقدم نحدد BIC وفق الصيغة الاتية :

$$\text{BIC}(\lambda) = \text{Log} \left\{ \frac{\text{RSE}(\lambda)}{n} \right\} + e(\lambda) \frac{\text{Log } n}{n} \dots (39)$$

اذ ان

$\text{RSE}(\lambda)$  يمثل المجموع المتبقي للمربعات الصغرى مع تقدير المربعات الصغرى الجانبية الجزائي لـ  $\beta$  مع معلمة ضبط  $\lambda$  ويكون مساوي الى الصيغة الاتية بالنسبة لمقدر الانحدار الخطي الموضوعي باستخدام المربعات الصغرى الجانبية وكما يلي

$$\text{RSE}(\lambda) = \|(I - S_h)y - (I - S_h)E\hat{\beta}_{\lambda}\|^2 \dots (40)$$

وكذلك بالنسبة للمقدر التربيعي الموضوعي يكون نفس الـ  $\text{RSE}(\lambda)$  لمقدر الانحدار الخطي الموضوعي مع مراعاة ما تم الاشارة اليه سابقاً بخصوص رتبة كل من مصفوف التصميم ( X ) ومصفوفة الاوزان ( W ) ومتجه الاحاد ( e ) كون درجة متعدد الحدود  $P=2$  اذ ان

$$\hat{\lambda} = \text{argmin}_{\lambda} \text{BIC}(\lambda)$$

### 9 - حسن المطابقة Goodness Of Fit

للمقارنة بين طرائق التقدير لاختيار افضل طريقة من بين طرائق التقدير التي تم استخدامها في تقدير انموذج الدراسة لتمثيل البيانات الحقيقية ( لشركة اسيا سيل للاتصالات ) سوف يتم استخدام معيار متوسط مربعات الخطأ ( MSE ) المحدد وفق الصيغة الاتية : [21][41]

$$\text{MSE}\{\hat{m}(\cdot)\} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{\hat{m}(x_i) - m(x_i)\}^2 \dots (41)$$

**10 - طريقة العبور ( التقاطع ) الشرعي Cross – Validation ( CV ) method**  
 لغرض تقدير معلمة التمهيد يتم استخدام هذه الطريقة وتسمى ايضاً ( Leave – one – out ) والتي تعد من اهم طرائق تقدير معلمة التمهيد التي تعطي الكمية الصحيحة للتمهيد لتقريب المنحنى المقدر من المنحنى الحقيقي حيث يترك كل مرة مشاهدة واحدة خارجاً ولكنها لا تخلي من العيوب ومن هذه العيوب تكون الفترات الحسابية مطولة خاصة عندما تكون البيانات كبيرة ويمكن ايجادها عن طريق الصيغ الآتية : [ 21 ][ 2 ][ 1 ]

$$CV = n^{-1} \sum [ Y_t - \hat{m}_j(X_j) ]^2 W(X_j) \dots (42)$$

$$\hat{m}_j(X_j) = n^{-1} \sum_{i=1}^n W h_i(X_j) Y_i \dots (43)$$

اذ يتم اختيار المعلمة التمهيدية المقابلة لأصغر CV والتي تمثل دالة التحقق اي أن

$$\hat{h} = \min [ CV ( h ) ]$$

اذ ان عرض الحزمة لدالة العبور ( التقاطع ) الشرعي CV تقلل متوسط مربعات الخطأ ( MSE ) والذي يكون معيار لأداء المقدر .

### 11 - الجانب التطبيقي

سيتم مقارنة طرائق التقدير المشار اليها في الجانب النظري وذلك من خلال اعتماد بيانات واقعية خاصة بحركة التداول لشركة اسيا سيل للاتصالات المسجلة في سوق العراق للأوراق المالية . اذ أن البيانات التي اعتمدت في هذا الجانب تمثل الأسهم المتداولة والقيم المتداولة والتي تم الحصول عليها من الموقع الالكتروني للسوق. وتم استعمال هذه البيانات في المجال التطبيقي عن طريق الاستعانة بالبرنامج الاحصائي (R)

### 11 - 1 :- وصف البيانات

تمثل بيانات يومية عن اداء السهم للمصرف للفترة من ( 3 - 1 - 2023 - ولغاية 18 - 5 - 2023 ) وكانت العينة بحجم ( 72 ) مشاهدة اذ تم اعتبار الاسهم المتداولة المتغير المعتمد ( Y ) والقيمة المتداولة المتغير التفسيري ( X ) وكانت القيم مقاسة بالملايين وكما موضح ادناه .

الجدول ( 1 ) يمثل بيانات شركة اسيا سيل للاتصالات علماً ان البيانات مقاسة بالملايين

التاريخ	Y	X	التاريخ	Y	X
03/01/2023	9.951	73.40765	09/03/2023	3.434574	26.0972
04/01/2023	69.706	513.9324	12/03/2023	1.8	13.626
08/01/2023	82.43524	611.0296	13/03/2023	3.208629	24.30519
09/01/2023	4.865	36.4494	16/03/2023	6.015	45.12956
10/01/2023	71.57888	548.4792	19/03/2023	2.8009	21.00675
11/01/2023	19.9927	154.0218	20/03/2023	1.787503	13.49829
12/01/2023	3.30007	25.24554	22/03/2023	21.81091	165.6859
15/01/2023	6.715718	51.68284	23/03/2023	5.333258	40.56539
16/01/2023	3.834201	29.41367	26/03/2023	4.263729	32.72101
17/01/2023	15.36471	117.0564	28/03/2023	12.3495	94.98315
18/01/2023	17.4588	131.2635	29/03/2023	8.195518	62.97049
19/01/2023	18.902	142.5204	30/03/2023	7.226008	55.38644
22/01/2023	5.177262	39.33573	02/04/2023	4.319316	33.04502
23/01/2023	24.23815	184.3409	03/04/2023	6.192586	47.38759
06/02/2023	17.05643	128.0228	04/04/2023	13.91	108.646
07/02/2023	10.05	75.375	05/04/2023	6.19425	48.60881
08/02/2023	11.74438	88.10784	06/04/2023	8.64	67.2345
09/02/2023	4.90464	36.79289	09/04/2023	5.814	44.858
12/02/2023	12.48771	93.53015	10/04/2023	19.7915	153.0798
13/02/2023	11.07444	83.09225	11/04/2023	5.095	39.49375
14/02/2023	90.48763	686.7953	13/04/2023	8.64	67.2345
15/02/2023	6.040323	46.31662	16/04/2023	16.52647	128.2349
19/02/2023	44.22891	332.452	18/04/2023	28.21742	221.0409
20/02/2023	6.810133	52.50434	19/04/2023	19.65155	153.2821
21/02/2023	16.56597	128.198	27/04/2023	6.864738	53.49301
22/02/2023	9.876	77.81998	30/04/2023	3.41	26.5317

مقارنة طرائق التقدير المستعملة في تقدير النموذج الانحدار الاعلمي باخطاء عشوائية تخضع لانموذج ( ARMA )

23/02/2023	2.36	18.408		02/05/2023	11.729	91.25162
26/02/2023	8.088428	62.68123		03/05/2023	11.04873	85.71765
27/02/2023	4.846219	37.07805		04/05/2023	17.61932	136.1435
28/02/2023	18.1	137.46		07/05/2023	1.85	14.2152
01/03/2023	4.557152	34.32477		08/05/2023	3.115436	23.89695
02/03/2023	11.56449	87.81565		09/05/2023	12.10112	93.36632
05/03/2023	4.60476	35.02798		10/05/2023	7.5	57.721
06/03/2023	18.07326	138.4416		11/05/2023	24.065	185.4885
07/03/2023	3.72	28.5867		14/05/2023	27.96794	215.0233
08/03/2023	2.668248	20.39725		15/05/2023	33.24576	261.47

المصدر : <http://www.isx->

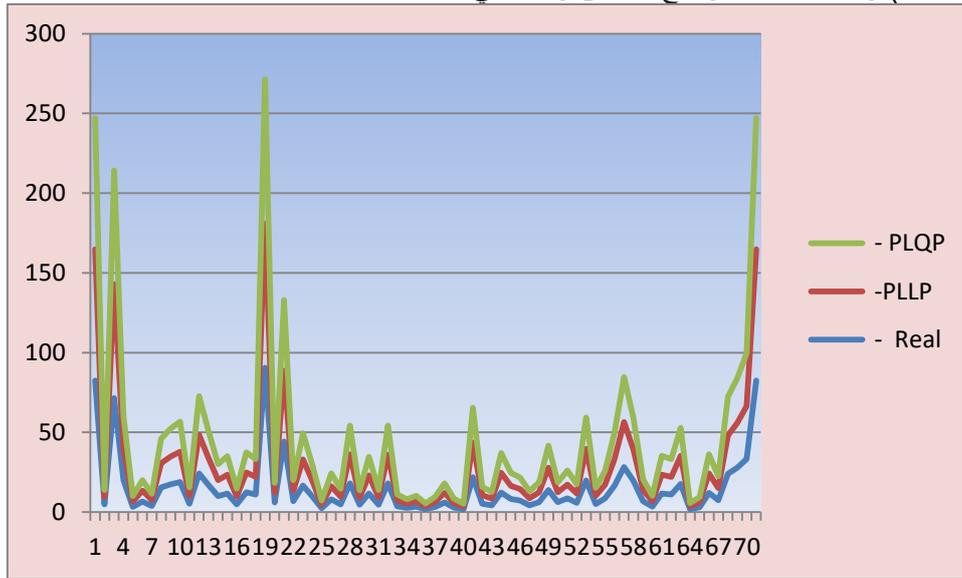
<http://www.isx-> <http://www.isxportal/portal/companyprofilecontainer.html?companyCode=TASC>

11 - 3 :- تطبيق وتحليل بيانات شركة اسيا سيل للاتصالات  
تم الحصول على القيم المقدرة لكل طرائق التقدير التي تم استعراضها في الفقرات السابقة وفق الجدول الاتي .  
الجدول ( 2 ) يمثل القيم التقديرية

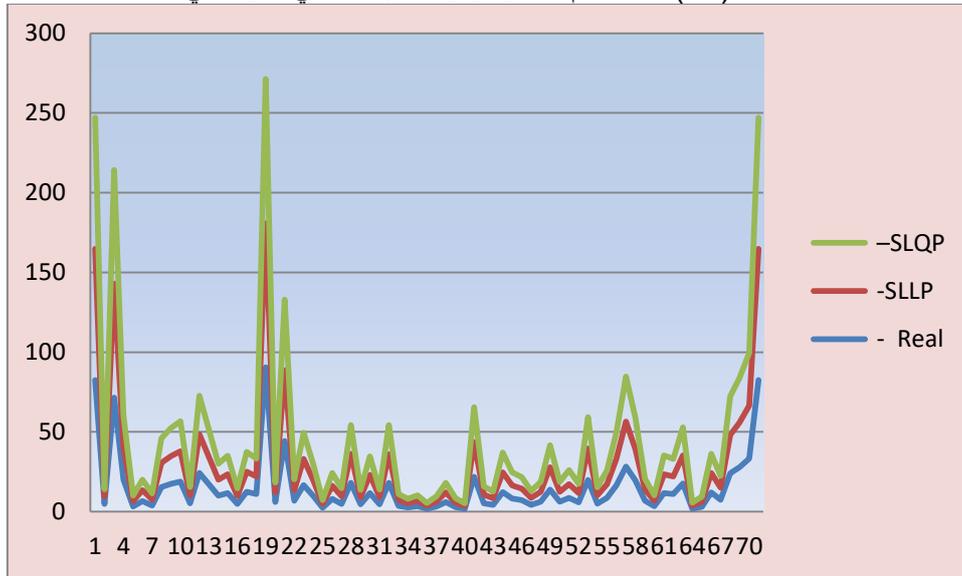
$\hat{Y}$ - Real	$\hat{Y}$ - PLLP	$\hat{Y}$ - PLQP	$\hat{Y}$ - SLLP	$\hat{Y}$ - SLQP	$\hat{Y}$ - Real	$\hat{Y}$ - PLLP	$\hat{Y}$ - PLQP	$\hat{Y}$ - SLLP	$\hat{Y}$ - SLQP
82.435	82.303	82.282	82.347	82.355	3.209	3.208	3.210	3.208	3.210
4.865	4.541	4.511	4.572	4.566	6.015	6.022	6.024	6.023	6.025
71.579	71.333	71.323	71.336	71.327	2.801	2.788	2.785	2.791	2.790
19.993	20.111	20.124	20.084	20.080	1.788	1.771	1.769	1.772	1.770
3.300	3.415	3.421	3.414	3.417	21.811	21.832	21.829	21.832	21.829
6.716	6.719	6.723	6.719	6.723	5.333	5.299	5.304	5.306	5.314
3.834	3.838	3.837	3.837	3.836	4.264	4.230	4.234	4.231	4.236
15.365	15.377	15.375	15.377	15.375	12.350	12.341	12.340	12.341	12.340
17.459	17.483	17.482	17.485	17.484	8.196	8.202	8.204	8.200	8.201
18.902	18.885	18.882	18.893	18.894	7.226	7.235	7.236	7.234	7.235
5.177	5.110	5.110	5.117	5.122	4.319	4.323	4.322	4.323	4.322
24.238	24.238	24.234	24.239	24.235	6.193	6.194	6.193	6.194	6.193
17.056	17.042	17.041	17.051	17.054	13.910	13.881	13.879	13.881	13.879
10.050	9.992	9.994	10.000	10.008	6.194	6.214	6.220	6.207	6.208
11.744	11.708	11.706	11.713	11.714	8.640	8.674	8.677	8.670	8.671
4.905	4.865	4.861	4.871	4.871	5.814	5.843	5.844	5.839	5.838
12.488	12.479	12.477	12.481	12.481	19.792	19.797	19.793	19.796	19.791
11.074	11.054	11.049	11.060	11.060	5.095	5.111	5.118	5.108	5.111
90.488	90.341	90.369	90.347	90.378	8.640	8.649	8.653	8.647	8.650
6.040	6.133	6.105	6.110	6.079	16.526	16.529	16.528	16.526	16.523
44.229	44.417	44.393	44.417	44.393	28.217	28.220	28.229	28.215	28.219
6.810	6.689	6.661	6.712	6.704	19.652	19.689	19.690	19.680	19.676
16.566	16.461	16.450	16.460	16.448	6.865	6.929	6.937	6.921	6.923
9.876	9.873	9.878	9.869	9.870	3.410	3.451	3.454	3.447	3.450
2.360	2.408	2.413	2.401	2.402	11.729	11.729	11.729	11.728	11.727
8.088	8.114	8.117	8.113	8.114	11.049	11.064	11.068	11.059	11.060
4.846	4.864	4.866	4.861	4.862	17.619	17.643	17.644	17.639	17.638
18.100	18.126	18.123	18.126	18.123	1.850	1.882	1.886	1.879	1.879
4.557	4.544	4.544	4.548	4.550	3.115	3.131	3.135	3.131	3.134
11.564	11.548	11.548	11.550	11.552	12.101	12.094	12.096	12.093	12.095
4.605	4.589	4.588	4.591	4.592	7.500	7.510	7.513	7.507	7.509
18.073	18.062	18.059	18.062	18.060	24.065	24.084	24.079	24.083	24.077
3.720	3.715	3.717	3.715	3.716	27.968	27.982	27.989	27.983	27.989
2.668	2.670	2.671	2.669	2.670	33.246	33.161	33.168	33.165	33.175
3.435	3.439	3.440	3.439	3.439	82.435	82.303	82.282	82.347	82.355
1.800	1.799	1.798	1.799	1.799					

مقارنة طرائق التقدير المستعملة في تقدير النموذج الانحدار الاعلمي باخطاء عشوائية تخضع لانموذج ( ARMA )

تبين من خلال قيم  $\hat{Y}$  لطرائق التقدير المشار اليها بموجب الجدول أعلاه تقارب مع القيم الحقيقية للـ (  $\hat{Y} - \text{Real}$  ) والاشكال ادناه توضح التطابق وكما يأتي



الشكل ( 1 ) يمثل القيم المقدرة وفق الممهد الخطي الموضوعي



الشكل ( 2 ) يمثل القيم المقدرة وفق الممهد التربيعي الموضوعي

11 - 4 : - مؤشرات حسن المطابقة

الجدول ( 3 ) يمثل معايير حسن المطابقة

طرائق التقدير	MSE	رتبة الخطأ	قيمة $R^2$	قيمة عرض الحزمة ( h )	معلمة الضبط ( $\lambda$ )
PLLP	0.0049	ARMA( 2 , 2 )	99.9982%	21.40377	3.493004
PLQP	0.0053	ARMA( 2 , 2 )	99.9981%		
SLLP	0.0041	ARMA( 0 , 2 )	99.9985%		
SLQP	0.0039	ARMA( 0 , 2 )	99.9986%		

11 - 5 : - النتائج

تبين من خلال الجدول ( 3 ) تفوق طريقة ( SLQP ) على الطرائق الاخرى لحصولها على اقل قيمة لمتوسط مربعات الخطأ الـ ( MSE ) التي تساوي ( 0.0039 ) وكانت رتبة انموذج الخطأ ( ARMA ( 0 , 2 ) ) وقيمة عرض الحزمة وفق طريقة التحقق المتبادل والتي تساوي ( h = 21.40377 ) وكذلك قيمة معلمة الضبط (  $\lambda = 3.439004$  ) والتي تم الحصول عليها وفق محدد ( BIC ) وكانت قيم معلمات الخطأ تساوي القيم المشار اليها بالجدول ادناه .

**مقارنة طرائق التقدير المستعملة في تقدير انموذج الانحدار الاعملي باخطاء عشوائية تخضع لانموذج ( ARMA )**

الجدول رقم ( 4 ) يمثل قيم معاملات انموذج الخطأ

Methods	Order	$\phi_1$	$\phi_2$	$\theta_1$	$\theta_2$
PLLQ	ARMA( 2 , 2 )	0.046	0.0101	0.1508	0.1677
PLQP	ARMA( 2 , 2 )	0.0408	0.0033	0.1445	0.1845
SLLP	ARMA( 0 , 2 )	0	0	0.1375	0.1889
SLQP	ARMA( 0 , 2 )	0	0	0.1375	0.1889

**12 – الاستنتاجات**

- اهم ما تم التوصل اليه في الجانب التطبيقي ما يلي
1. تبين من خلال القيم التقديرية التي الحصول عليها بموجب الجدول رقم ( 2 ) وجود تقارب كبير بين طرائق التقدير التي استخدمت في تقدير انموذج الدراسة مع القيمة الحقيقية لبيانات شركة اسيا سيل للاتصالات .
  2. اظهرت النتائج ان قيمة متعدد الحدود كلما كبرت كانت النتائج افضل حيث كانت الافضلية للطرائق المستخدمة في التقدير حسب الترتيب ( الانحدار التريبيعي الموضعي عندما  $P=0$  وتأتي بعدها طريقة الانحدار الخطي الموضعي عندما  $P=1$  ) .
  3. تبين من خلال النتائج التي تم الحصول عليها في الجانب التطبيقي لقيم معاملات الخطأ ان بيانات شركة اسيا سيل للاتصالات تتمتع بالاستقرارية .

**13 – التوصيات**

- من خلال ما تم التوصل اليه من استنتاجات نوصي بما يلي
1. توظيف الممهد التريبيعي الموضعي باستخدام المربعات الصغرى الجانبية مع ( SCAD ) للتنبؤ في تداول الاسهم في سوق العراق للأوراق المالية .
  2. استخدام طريقة ( SCAD ) في تقدير انموذج انحدار شبه معلمي يكون الخطأ فيه يخضع لأنموذج ( ARMA )
  3. تقدير انموذج انحدار لامعلمي ذو متغيرات متعددة يكون الخطأ فيه ذو ارتداد زمني اي يخضع لأنموذج ( ARMA ) وفق طرائق التقدير المستخدمة في البحث

**المصادر العربية**

1. الكلابي ( صفاء مجيد مطشر ) عام 2018 ( استعمال بعض طرائق التنبؤ المختلفة لتحليل اعداد المصابين بالاورام الخبيثة ) , رسالة ماجستير في الاحصاء جامعة كربلاء – كلية الادارة والاقتصاد
2. حمود ( مناف يوسف ) عام 2000 ( مقارنة مقدرات kernel اللامعلمية لتقدير دوال الانحدار ) , رسالة ماجستير في الاحصاء جامعة بغداد – كلية الادارة والاقتصاد .
3. جبارة ( ازهار كاظم ) عام 2019 ( مقارنة بعض طرائق التقدير الحصين لأنموذج الانحدار بمتغير تقسيري غير مستقر وأخطاء مرتبطة ذاتياً ) , اطروحة دكتوراه في الاحصاء الجامعة المستنصرية – كلية الادارة والاقتصاد .
4. مجيد ( غياث حميد ) عام 2016 ( تحديد افضل أسلوب تمهيدي حصين لتقدير انموذج انحدار لامعلمي مع تطبيق عملي ) , اطروحة دكتوراه في الاحصاء جامعة بغداد – كلية الادارة والاقتصاد
5. رشيد ( حسام عبد الرزاق ) عام 2014 ( الممهدات اللامعلمية لأنموذج المعاملات المتغيرة والمتغيرة جزئياً ) , أطروحة دكتوراه في الاحصاء جامعة بغداد - كلية الادارة والاقتصاد .
6. شهاب ( طارق عزيز صالح ) عام 2016 ( بعض الطرائق شبه المعلمية في تقدير واختيار المتغير لأنموذج المؤشر الواحد ) , اطروحة دكتوراه في الاحصاء جامعة بغداد – كلية الادارة والاقتصاد .
7. الجبوري ( احمد مطلق عبد اللطيف ) عام 2018 , ( مقارنة طرائق الأماكن الجزائية لاختيار المتغيرات وتقدير المعلمات في نموذج انحدار بواسون ) رسالة ماجستير في علوم الحاسوب والرياضيات – جامعة الموصل .
8. مطير ( حافظ محمد ) , الشاروط ( محمد حبيب ) عام 2011 ( مقارنة بعض طرائق تمهيد الانحدار اللامعلمي باستخدام المحاكاة ) , جامعة القادسية – كلية علوم الحاسوب والرياضيات , كلية الادارة والاقتصاد .
9. عبودي ( عماد حازم ) , كامل ( ريم طلال ) عام 2021 ( مقارنة بعض طرائق تقدير أنموذج شبه معلمي لبيانات طولية ) . مجلة الادارة والاقتصاد العدد / 127 / اذار / 2021 الصفحات من 249 \_ 261 , جامعة بغداد .

**مقارنة طرائق التقدير المستعملة في تقدير انموذج الانحدار الاعملي باخطاء عشوائية تخضع لانموذج ( ARMA )**

10. عكلة ( صبا جسوم ) عام 2017 ( استعمال انموذجات بوكس جينكنز للتنبؤ بوفيات حوادث المرور في محافظة كربلاء المقدسة للمدة من 2010 – 2015 ) , رسالة ماجستير في علوم الاحصاء جامعة كربلاء – كلية الادارة والاقتصاد .

11. عبد ( هيفاء طه ) , بدر ( دريد حسين ) عام 2019 ( مقارنة بعض طرائق تقدير انموذج الانحدار اللامعلمي باستعمال المحاكاة ) , مجلة الادارة والاقتصاد / الجامعة المستنصرية العدد 42

**المصادر الاجنبية**

- 12 . Yan Li , Some contributions to nonparametric modeling with correlated data .the Pennsylvania state university the graduate school .2008 .
- 13 . Alexandra Soberon , Juan M. Rodriguez-Poo , Nonparametric and semi-parametric panel data models: recent developments . July 26, 2016.
- 14 .Gilles Gasso , Alain Rakotomamonjy and Stephane Canu . solving non-convex lasso-type problems with DC programing . (2008) IEEE xplor , pp. 450-455.
- 15 . Liangjun Su, Yonghui Zhang , Variable Selection in Nonparametric and Semiparametric Regression Models, September 19, 2012.
- 16 . Jianqing Fan and Runze Li , Variable Selection via Nonconcav Penalized Likelihood and its Oracle Properties , Version of record first published : 31 Dec 2011.
- 17 . Jian Huang<sup>1</sup> and Huiliang Xie . Asymptotic oracle properties of SCAD-penalized least squares estimators , Festschrift for Piet Groeneboom (2007), pp. 149-166 .
- 18 . Juan M .Vilar Fernandez and Mario Francisco Fernandez , Local polynomial Regression smoothers with AR- error Structure , Sociedad de Estadisticale Investigacion Operativa , Test ( 2002 ) Vol . 11 , No . 2 . pp . 439 – 464
- 19 . Runze Li, Yan Li, Local Linear Regression for Data with AR Errors , Acta Mathematicae Applicatae Sinica , English Series Vol. 25, No. 3 (2009) 427–444.
- 20 . Guo-liang Fan , Han-ying Liang & Li-xing Zhu , Penalized profile least squares-based statistical inference for varying coefficient partially linear errors-in-variables models , Received November 4, 2016; accepted May 29, 2017
- 21 . Wolfgang Hardle and James Stephen Marron , optimal bandwidth selection in nonparametric regression function estimation .the annals of statistics, vol. 13, no. 4 ( dec , 1985 ) , pp. 1465-1481.

## Comparison of the estimation methods used in estimating the nonparametric regression model with random errors subject to the ARMA model.

Ali Hashem Bani Hussein / Researcher / [alibany@uomustansiriyah.edu.iq](mailto:alibany@uomustansiriyah.edu.iq)  
A. Prof. Dr. Hossam Abdel Razzaq Rasheed/Al-Mustansiriya University/College of Administration and [Economics/husamstat@uomustansiriyah.edu.iq](mailto:husamstat@uomustansiriyah.edu.iq)

### Abstract :

This research dealt with comparing the methods used in estimating the nonparametric regression model with random errors subject to the (ARMA) model, as it was estimated by using the profile least squares method with (SCAD) and employing kernel smoothers for the local polynomial (Local Polynomial Smoother). ) When the degree of the polynomial is (P=1), we get the Local Linear Smoother, and (P=2), we get the Local Quadratic Smoother. The Bayesian Information Criterion, which is symbolized by the symbol (BIC), was also used to determine the rank of the error model. Likewise, the Mean Squared Error criterion, symbolized by the symbol (MSE), was used to compare the methods used in estimating the model. Realistic data was used by taking the data of the Asia Cell Communications Company through the trading of the company's shares in the Iraqi Stock Exchange for the period from (1/3/2023 to 5/15/2023), and the most important thing that was achieved was the superiority of the positional squared regression method using Side least squares with SCAD having the lowest value for (MSE).

**Keywords** : Lateral least squares method, SCAD method, kernel smoothers, BIC criterion.

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*