

# مقارنة بين طريقتي انحدار المكونات الرئيسة وطريقة التقدير المويجي لإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي

صالح عادل صالح / باحث / [saleh000@uomustansiriyah.edu.iq](mailto:saleh000@uomustansiriyah.edu.iq)  
أم.د. امينة كريم عيسى / الجامعة المستنصرية/كلية الادارة والاقتصاد/ [ameena@uomustansiriyah.edu.iq](mailto:ameena@uomustansiriyah.edu.iq)

P: ISSN : 1813-6729

<https://doi.org/10.31272/jae.i138.1119>

E : ISSN : 2707-1359

مقبول للنشر بتاريخ: 2022/12/14

تاريخ أستلام البحث : 2022/11/13

## المستخلص

ان العديد من الباحثين زاد اهتمامهم بالطرق شبه المعلمية وذلك بسبب تنوع البيانات لمجتمع الدراسة حيث توفر النماذج شبه المعلمية حلقة وصل بين النماذج المعلمية و اللامعلمية وكذلك فإنها تحقق مقدرات ذات مستوى عالي , ففي هذا البحث سوف نستخدم الإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي ونستخدم طريقتين من طرق التقدير وهي طريقة التقدير المويجي ( WAVE ) وطريقة انحدار المكونات الرئيسية ( PCR ) حيث نستخدم اسلوب المحاكاة و أحجام عينات مختلفة ( 128 , 256 , 512 ) وتباينات مختلفة وهي ( 0.5 , 1 , 2) للمقارنة بين الطريقتين واختيار ايهما افضل , ومن خلال نتائج المحاكاة والرسم البياني توصل الباحث الى ان افضل طريقة هي طريقة التقدير المويجي ( WAVE ) هي حيث تغلبت على طريقة المكونات الرئيسية ( PCR ) عندما تكون عدد المتغيرات اربعة متغيرات و ثمانية متغيرات وعند استخدام دوال التمهيد الخطية والتربيعية

**الكلمات المفتاحية :** شبه معلمية : إنموذج خطي جزئي : طريقة التقدير المويجي : انحدار المكونات الرئيسة



مجلة الادارة والاقتصاد

مجلد 48 العدد 138 / حزيران / 2023

الصفحات : 199 - 215

\* بحث مستل من رسالة ماجستير .

## المبحث الأول

## 1-1 المقدمة وهدف البحث :

تكمن فلسفة الاحصاء في محاولة محاكاة ظواهر مختلفة ونمذجتها بحيث تكون اقرب ما يكون الى الواقع الفعلي قدر الامكان وتقاس درجة قوة النماذج على حسب قربها من الخصائص الاحصائية وهي على انواع واشكال مختلفة وتعتمد صياغة النماذج على سبب ونتيجة السبب حيث تأتي في المقدمة نماذج الانحدار حيث ان هذه النماذج تستكشف العلاقة ما بين السبب والذي يدعى المتغيرات التفسيرية ( التوضيحية ) ونتيجة السبب وتدعى المتغيرات المعتمدة ( الاستجابة ) . وهناك عدة نماذج فمنها نماذج الانحدار المعلمية ونماذج الانحدار اللامعلمية ونماذج الانحدار شبه المعلمية وفي هذا البحث سوف نركز على نماذج الانحدار شبه المعلمية وذلك بسبب كثرة استخداماتها في الالونة الاخيرة ( الاقتصاد , الهندسة , الطب , ... الخ ) لما فيها من مرونة اكثر من النماذج المعلمية واللامعلمية

## 2-1 مشكلة وهدف البحث

العديد من الباحثين يواجهون مشكلة البيانات الحيوية في ضل مشكلة اختلاف التباين فهناك بيانات خطية و بيانات غير خطية لا يمكن تقديرها بالطرق الاعتيادية لذلك لجأنا الى النماذج شبه المعلمية حيث يهدف هذا البحث بأخذ طريقتين من الطرق الإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي وهي طريقة المكونات الرئيسية وطريقة التقدير المويجي ومعرفة ايهما افضل من خلال استخدام تجارب المحاكاة

## المبحث الثاني

## 2- 1 - النماذج شبه المعلمية [2][4][5]

ان النماذج شبه المعلمية هي عبارة عن دمج نماذج الانحدار المعلمية مع نماذج الانحدار اللامعلمية في ان واحد لغرض بناء وملائمة صلاحية النماذج الاحصائية ودرس الباحثون المعالجات الممكنة وقدموا جهودا كبيرة لتطوير الاساليب التي تقلل من مشكلة الابعاد في نماذج الانحدار التي تتكون نتيجة تزايد عدد التغيرات التوضيحية الداخلة في التحليل مما يجعل دقة التقدير منخفضة , اذ ان أنموذج الانحدار الشبه معلمي يحقق الخصائص العامة للانحدار المعلمي واللامعلمي ويتفق معهما في نفس الغاية وهي الحصول على افضل منحني للبيانات يقترب او يطابق مع منحني متغير الاستجابة ( Y ) وذلك بالدمج بين اساليب التقدير المعلمية واللامعلمية وبسبب هذا تلقت النماذج شبه المعلمية اهتمام كبيرا في مجال الاحصاء ولديها مجموعة كبيرة و واسعة من التطبيقات ومنها تطبيقات طبية حيوية وتطبيقات اقتصادية وتعتبر النماذج شبه المعلمية هي الاكثر شعبية في وقتنا الحاضر من النماذج الاخرى لانها تحافظ على مرونة النماذج اللامعلمية مع الحفاظ على القوة التفسيرية للنماذج المعلمية وفي بحثنا هذا سوف نتناول احدي النماذج شبه المعلمية وهو الانموذج الخطي الجزئي وذلك بسبب اهمية هذا الانموذج وكثرة استخدامه في العديد من المجالات والتطبيقات اذ سوف نستخدم طريقتين للتقدير الاولى طريقة التقدير المويجي ( WAVE ) والطريقة الثانية طريقة المكونات الرئيسية ( PCR ) وسوف نشرح كل طريقة على حدى .

## 2-2 - التقدير المويجي للإنموذج الخطي الجزئي

## 1-2-2-1 تحويل Daubechies المويجي المتقطع The Discrete Daubechies Wavelet Transform [2][8][6]

يعتبر تحويل ( Daubechies ) من اهم الانجازات في التحويل المويجي يتميز بتكوين موجيات متعامدة وفي عام 1992 قدمت عائلتين من الموجيات وهما الاولى Extremal phase & wavelet والثانية Least asymmetric وان كل عضو من هذه العائلة يتميز بعدد من العزوم المتلاشية , حيث ان موجة ( Daubechies ) تكون ذات N من عزوم التلاشي وان كل موجة تتميز عن الاخرى بعدد هذه العزوم وتعتبر موجة هار ابسط انواع موجة Daubechies ذات عزم مساوي للواحد , ويعرف عزم التلاشي هو معيار عددي يصف اضمحلال الدالة نحو الصفر ويقال للدالة N من العزم اذا تحقق التالي :-

$$\int X^I \psi(x) dx = 0 \quad \dots (1) \quad I = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

والجدير بالذكر ان الفرق بين تحليل متعدد الحلول ( MRA ) وتحويل ( Daubechies ) هو ان تحليل ( MRA ) يقوم باقتطاع جزء من مرشحات القياس ولا تدخل جميعها في التحويل المويجي اما تحويل Daubechies لا يتم فيه اقتطاع مرشحات القياس حيث اننا نستطيع حساب مركبات المرشحات المويجية بدل الصيغة المستعملة في ( MRA ) لكي نتخلص من المؤشرات السالبة

## 2-2-2-2 اختيار قيمة العتبة Choosing the threshold value [9][10]

تتمثل احدي الخطوات المهمة في تقدير دالة الانحدار المويجي هي استخدام حد العتبة لازالة الضوضاء من الاشارة تحدث الضوضاء عادة لعدة اسباب فعلى سبيل المثال انه عند قياس نبض مريض فان الاصوات الصادرة عن احتكاك الاعضاء الداخلية ببعضها البعض او الاصوات الخارجية ..... الخ يحدث تشويش على

اشارة المريض حيث اننا نحتاج الى ازالة التشويش لكي نحصل على معلومات صحيحة لقياس النبض وعند استعمال التحويل المويجي نضع عتبة ترددية مناسبة بحيث تلغي معاملات التشويش مع الحفاظ على الاشارة الاصلية وهناك عدة طرق لايجاد قيمة هذه العتبة ومنها

### 1- طريقة العتبة الشاملة

قام العالمان Johnstone and Donoho سنة 1994 بابتكارها ويرمز لها بالرمز  $\lambda_{uv}$  وصيغتها الرياضية هي  $\lambda_{uv} = \sigma \sqrt{2 \log(n)}$  حيث ان  $n$  تمثل طول متجه معاملات  $\tilde{d}$  وتمثل  $\sigma$  الانحراف المعياري للتشويش ويمكن تقدير الانحراف المعياري من خلال المعادلة التالية

$$\hat{\sigma} = \text{MAD} (y^{1,d}) / 0,6745$$

MAD : انحراف مطلق الوسيط للمويجي الاول

### 2- طريقة العبور الشرعي

تعتبر هذه الطريقة هي احدى الطرق المهمة والمستخدمه في إطار واسع من الابحاث لإيجاد قيمة العتبة ( ) حيث تم اقتراحها من قبل العالم ( Nason ) وتتم هذه الطريقة بتقليل (MSE) بين الدالة المقدره  $(\hat{m})$  باستعمال الدالة الحقيقية ( m ) و قيمة العتبة حيث اكد الباحث على تجزئة البيانات الحقيقية الى جزئين متساويين في حجم العينة الجزء الاول يحتوي على اعداد فردية والجزء الثاني على اعداد زوجية وعن طريق البيانات الفردية نتنبأ بالبيانات الزوجية والعكس صحيح وفي بحثنا هذا يمكن توضيح كيفية حساب قيمة (  $\lambda$  ) وكالاتي :-

نفرض ان لدينا متجه  $(y_i)$  لحجم عينة  $n=2^j$  حيث  $y_i = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  حيث نقوم بحذف القيم الفردية من المتجه  $y_i$  وفي هذه الحالة تصبح حجم العينة  $n=2^{j-1}$  ونستخدم هذه البيانات لإيجاد مقدر  $(\hat{g}_\lambda^E)$  للاعداد الزوجية بواسطة حد العتبة اما حد العتبة ( صلبة او ناعمة) كالاتي :-

$$\hat{g}_{\lambda,j}^E = \frac{1}{2} (\hat{g}_{\lambda,j+1}^E + \hat{g}_{\lambda,j}^E) \quad j = 1, \dots, n/2$$

حيث ان  $\hat{g}_{\lambda,2+1}^E = \hat{g}_{\lambda,1}^E$  لان الدالة  $g$  يجب ان تكون دورية , ونقدر ايضا الدالة  $\hat{g}_\lambda^0$  للاعداد الفردية المراد تكوينها كالاتي :

$$\hat{g}_{\lambda,j}^0 = \frac{1}{2} (\hat{g}_{\lambda,j+1}^0 + \hat{g}_{\lambda,j}^0) \quad j = 1, \dots, n/2$$

وللحصول على المقدر النهائي  $\hat{M}(\lambda)$  بهذه الطريقة وتكون  $\lambda_{min}$  هي المصغر الوحيد لهذا المقدر وكالاتي :-

$$\hat{M}(\lambda) = \sum_{j=1}^{n/2} \left[ (\hat{g}_{\lambda,j}^E - Y_{2j+1})^2 + (\hat{g}_{\lambda,j}^0 - Y_{2j})^2 \right]$$

$$\lambda_{min} = \arg \min_{\lambda \geq 0} \hat{M}(\lambda) \quad \dots \dots (2)$$

### 3-2-2 - التقدير المويجي لأنموذج الانحدار اللامعلمي Wavelet Estimation for Non-Parametric Regression Model [2][5]

يمكن تقدير اللانموذج الخطي الجزئي بالاعتماد بشكل مباشر على التقدير اللامعلمي والان نذكر اهم النقاط لعملية التقدير الامعلمي , حيث يمكن كتابة الإنموذج الانحدار اللامعلمي بالشكل التالي :-

$$Y_i = m(t_i) + e_i \quad \dots \dots (3)$$

$m(t_i)$  : دالة غير معلومة ,  $e_i$  : يرمز الى الاخطاء ( white noise ) وتكون مستقلة وتوزيعها متمائل ( iid ) ( وتنوزع توزيع طبيعي  $e_i \sim N(0, 1)$  واما بدلالة المصفوفات فيكتب الأنموذج بالشكل التالي :

$$\underline{Y} = \underline{m} + \underline{e}$$

ويرمز للتحويل المويجي المتقطع بالمصفوفة المتعامدة  $W$  ليصبح

$$\underline{WY} = \underline{Wm} + \underline{We} \quad \therefore \underline{W} = \underline{\theta} + \underline{e}$$

$$\underline{w} = \underline{WY} \quad \underline{\theta} = \underline{Wm} \quad \underline{m} = \underline{W}^{-1} \underline{\theta}$$

$$\therefore \underline{Y} = \underline{W}^{-1} \underline{\theta} + \underline{e} \quad \dots \dots (4)$$

اما لتقليل الضوضاء في البيانات نستخدم طريقة المربعات الصغرى الجزائية ( Penalized least squares ) وذلك من خلال جزء قياسات  $\theta$  , ان استعمال طريقة ( PLS ) يؤدي الى فقدان خاصية التحيز

**مقارنة بين طريقتي انحدار المكونات الرئيسية وطريقة التقدير المويجي  
لأنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي**

ولكن بالمقابل نحصل على اصغر تباين وتباين مشترك وهذا يعني اننا سنحصل على اقل ( MSE ) وتكون المركبات المويجية لفضاء الدالة  $m(t)$  متناثرة وبإمكاننا الحصول على ( PLS ) وذلك من خلال تقليل دالة الهدف وتتألف من جزئين هما الاول دالة الجزاء والثاني دالة الخسارة وكالاتي :-

$$Min_{\theta} \left\{ \frac{1}{2} \|Y - W^T \theta\|^2 + \lambda \|\theta\|_1 \right\}$$

سوف نقوم بضرب التحويل المويجي ( W ) بالجزء الاول للمعادلة  $\|Y - W^T \theta\|^2$  لتصبح

$$Min_{\theta} \left\{ \frac{1}{2} \|W - \theta\|^2 + \lambda \|\theta\|_1 \right\}$$

$\lambda \|\theta\|_1$  : دالة الجزاء ,  $\lambda$  : حد العتبة وتحسب بطريقة العتبة الشاملة وحل مشكلة ( PLS ) نستعمل حد العتبة الناعمة ل  $w$

$$\theta_s = (w) \circ (|w| - \lambda e)^+ = \arg \min_{\theta} \frac{1}{2} (w_i - \theta_i)^2 + \lambda |\theta_i|$$

$e$  : متجه جميع قيمة تساوي واحد ,  $\circ$  : تعني ضرب المكونات بين متجهين وبهذا نحصل على تقدير الدالة اللامعلمية  $m$  وكالاتي

$$\hat{m} = (Y) = W^{-1} \hat{\theta}_s \dots (5)$$

$\hat{\theta}$  : التقدير باستعمال العتبة الناعمة ,  $S(Y)$  : تقدير متغير الاستجابة  $y$  ويساوي تقدير الدالة اللامعلمية  $m$   
**4-2-2- Wavelet Estimation for Partial Linear Model** [3][11]

يعتبر الانحدار المويجي احد طرائق التقدير اللامعلمية ونحن في هذا الموضوع سوف نقوم بتقدير النموذج الانحدار الخطي الجزئي وكما هو معروف ان الانموذج الخطي الجزئي هو أنموذج شبه معلمي اي يتكون من إنموذجين إنموذج معلمي وإنموذج لامعلمي ولتقدير نفترض ان نقاط الزمن (  $t$  ) لها ابعاد متساوية  $t_i = \frac{i}{2}$  وحجم عينة  $n=2^j$  وبما ان  $m = W^{-1} \theta$  وهذا يعني انه يمكن كتابة الأنموذج الخطي الجزئي بالشكل التالي :

$$Y = X^T \beta + W^{-1} \theta + e \dots (6)$$

في عام ( 1988 ) اقترح ( speckman ) خوارزمية لتقدير الانموذج ( PLM ) حيث استعمل تحليل البواقي الجزئي وتحت افتراضات معينة نحصل على تحيز مقارب والتباين وبواسطة هذه الطريقة يظهر مقدر  $\beta$  تحيز محسن بالإضافة الى افتقار فقدان التقارب في التباين , حيث نستعمل طريقة البواقي الجزئية داخل معادلة الانموذج الخطي الجزئي للحصول على مقدر  $\beta$  الخاص بالجزء المعلمي ومقدر  $\hat{m}$  بالجزء الامعلمي وكالاتي :-

$$e' e = (Y - X\beta - W\theta)' (Y - X\beta - W\theta)$$

ناخذ المشتقة للجزء المعلمي واللامعلمي ونساويها بالصفر فنحصل على :

$$\hat{\beta} = (X'(I - K)'(I - K)X)^{-1} X'(I - K)'(I - K)Y$$

$$K = W(W'W)^{-1}W'$$

$W$  : مصفوفة الاوزان ,  $K$  : مصفوفة الممهد اللبي ( Kernel smoother ) او ممهد الشريحة

, والمصفوفة  $\tilde{X}$  ذات رتبة كاملة

$$\tilde{X} = (I - K) X \quad \text{و} \quad \tilde{Y} = (I - K) Y$$

$$\hat{\beta} = (\tilde{X}\tilde{X}')^{-1} \tilde{X}'\tilde{Y} \dots (7)$$

$$\hat{m}(t) = k(Y - X\hat{\beta}_{LS})$$

تعتبر المقدرات اعلاه هي الصيغة العامة لأي تمهيد مستعمل يمثل كل من  $S(Y)$  و  $S(X)$  تقليص المويجة اللاخطي وللحصول على المقدر المعلمي ( $\hat{\beta}_W$ ) والمقدر اللامعلمي ( $\hat{m}_W(t)$ ) يجب ايجاد كل من  $S(Y)$  و  $S(X)$  ولإيجاد  $S(Y)$  تم ذكرها واشتقاقها في موضوع ( التقدير المويجي لأنموذج الانحدار اللامعلمي ) وتكتب بالصيغة الاتية :-

$$S(Y) = W^{-1} \hat{\theta}_s$$

واما لإيجاد  $S(X)$  يتم ايجاده كالاتي

$$X_i = m(t_i) + e_i$$

وبصيغة المصفوفات يمكن كتابته بالشكل الاتي

$$\underline{X} = \underline{m} + \underline{e}$$

نضرب المعادلة بمصفوفة التحويل الموجي ( W )

$$WX = Wm + We \quad \therefore \alpha = Wm \quad , \quad \therefore A = WX \quad , \quad \therefore X = W^{-1}\alpha + e$$

يتم ايجاد مقدر (  $\hat{\alpha}$  ) من خلال حد العتبة الناعمة

$$\hat{\alpha}_s = \text{sgn}(A) \circ (|A| - \lambda_e) +$$

ويمكننا الحصول على  $S(X)$  بضرب  $\hat{\alpha}_s$  بمعكوس مصفوفة التحويل الموجي

$$\hat{m}(x) = s(x) = W^{-1}\hat{\alpha}_s \quad \dots\dots\dots(8)$$

يتم تطبيق الممهد الموجي للحصول على :

$$\tilde{Y}_w = (I - S)y = Y - S(Y) \quad , \quad \tilde{X}_w = (I - S)X = X - S(X)$$

$$\tilde{X}_w = (I - S)X = X - S(X)$$

ولإيجاد مقدرات الجزء المعلمي وفق الصيغة التالية :-

$$\therefore \hat{\beta}_w = (\tilde{X}'_w \tilde{X}_w)^{-1} \tilde{X}'_w \tilde{Y}_w \quad \dots\dots\dots(9)$$

ولتقدير الجزء اللامعلمي لأنموذج ( PLM ) وليكن :

$$Z = Y - X\hat{\beta}_w \quad \dots\dots\dots(10)$$

يظهر متجه جديد يسمى ( Z ) وبعدها يتم تقليص الموجة اللاخطية وذلك عن طريق حد العتبة الناعمة على متجه Z ويكون كما في الصيغة الاتية

$$\underline{Z} = \underline{m} + e \quad , \quad WZ = Wm + we$$

حيث ان  $\theta = Wm$  ,  $D=WZ$  حيث تصبح المعادلة كالآتي

$$Z = W^{-1}\theta + e$$

$$\hat{\theta}_s = \text{sgn}(D) \circ (|D| - \lambda_e) +$$

وبعدها نحصل على المقدر النهائي بالجزء اللامعلمي وكالاتي

$$\hat{m}_w(t) = s(z) = S(Y - X\hat{\beta}_w) = W^{-1}\hat{\theta}_s \quad \dots\dots\dots(11)$$

### 3-2- مقدر PCR للمركب المعلمي Estimator of the parametric component [7]

في تحليل الانحدار غالبا ما يواجه الباحثون مشكلة العلاقة الخطية المتعددة , بالنسبة لأنموذج الانحدار الخطي القياسي يؤدي مقدر المربعات الصغرى اداء ضعيفا في وجود علاقة خطية متعددة , وقد يؤدي وجود هذه العلاقة الى اعطاء تقديرات بعلامات خاطئة , وقد يؤدي كذلك الى فترات ثقة واسعة للمعلمت الفردية (تقديرات غير مستقرة) وقد يؤثر ذلك على قرارنا بشكل مباشر . حيث في اختبار الفرضية قد تجعل العلاقات الخطية المتعددة حادة او شديدة نوعا ما غير مستقرة لدرجة انها تصبح عديمة الفائدة عمليا وللتغلب على هذه المشكلة تم اقتراح العديد من المقدرات المتحيزة الجديدة كوسيلة لتحسين دقة تقدير المعلمة في الأنموذج عند وجود علاقة خطية متعددة ومن هذه المقدرات ( مقدر stein , مقدر انحدار المكونات الرئيسية ( PCR ) , مقدر انحدار Ridge , مقدر Liu ) ففي هذا البحث اقترح مقدر ( PCR ) الجديد للنماذج المعلمية  $\beta$  لذلك فان الهدف الرئيسي هو استخدام هذا المقدر الجديد ليشمل النماذج شبه المعلمية حيث سنقوم ببناء مقدر PCR للمركب المعلمي وعلى طريقة ( Profile least-squares ) حيث في البداية يجب علينا ان نقدم طريقة ( Profile least-squares ) وذلك لاي معلمة  $\beta$

$$\text{Let } Y_i^* = y_i - X_i^T \beta$$

حيث يكون لدينا نموذج لا معلمي بالصيغة التالية :-

$$Y_i^* = m(t_i) + e_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad \dots\dots\dots (12)$$

والان سوف نقوم بتقدير دالة الجزء اللامعلمي (  $m(\mathbf{o})$  ) لأي نقطة ولتكن (  $t_0$  ) حيث يمكن تقريبها بواسطة الدالة الخطية

$$m(t) \approx m(t_0) + m'(t_0)(t - t_0) \quad \dots\dots\dots(13)$$

حيث ان  $t$  هو مقدر تقريبي للنقطة  $t_0$  .

وليكن  $k(\mathbf{o})$  هي دالة كيرنل و  $h$  هو عرض الحزمة ( band width ) فان الانحدار الخطي المقرب وجد المعلمت (  $m'(t_0)$  ) و  $m(t_0)$  بحيث تكون اقل ما يمكن

$$\sum [y_i^* - m(t_0) - m'(t_0)(t_i - t_0)]^2 k_h(t_i - t_0) \quad \dots\dots\dots(14)$$

بما ان  $K_h(\mathbf{o}) = K(\mathbf{o}/h)/h$  سوف تصبح المعادلة ( 14 ) بالشكل التالي :-

$$(\hat{m}(t_0), \hat{m}'(t_0))^T = (D_{t_0}^T W_{t_0} D_{t_0})^{-1} D_{t_0}^T W_{t_0} (Y - X\beta) \dots\dots\dots(15)$$

$W_{t_0}$  : تمثل مصفوفة يمكن التعبير عنها بالشكل التالي :-

$$W_{t_0} = \text{diag} \{k_h(t_1 - t_0), k_h(t_2 - t_0), \dots, k_h(t_n - t_0)\}$$

حيث ان باستبدال  $m(t_i)$  في معادلة ( 12 ) ب  $\hat{m}(t_0)$  واجراء بعض العمليات الجبرية يمكننا الحصول على إنموذج انحدار خطي

$$\bar{Y} = \bar{X}\beta + e \dots\dots\dots(16)$$

$$\bar{Y} = (\bar{y}_1, \bar{y}_2, \bar{y}_3, \dots, \bar{y}_n)^T = (I_n - S) Y$$

$$\bar{X} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \bar{x}_3, \dots, \bar{x}_n)^T = (I_n - S) X$$

$$S = \begin{bmatrix} (1 \ 0) & (D_{t_1}^T W_{t_1} D_{t_1})^{-1} D_{t_1}^T W_{t_1} \\ (1 \ 0) & (D_{t_2}^T W_{t_2} D_{t_2})^{-1} D_{t_2}^T W_{t_2} \\ \vdots & \vdots \\ (1 \ 0) & (D_{t_n}^T W_{t_n} D_{t_n})^{-1} D_{t_n}^T W_{t_n} \end{bmatrix}$$

ويتطبيق نهج المربعات الصغرى على المعادلة رقم ( 16 ) يمكننا الحصول على مقدر ( Profile least-squares ) لل  $\beta$

$$\hat{\beta} = (\bar{X}^T \bar{X})^{-1} \bar{X}^T \bar{Y} \dots\dots\dots(17)$$

وسوف نقوم بتطبيق مقدر ( PCR ) على المعادلة رقم ( 16 ) حيث سيظهر التحويل التالي على نموذج المعادلة رقم ( 16 )

$$\bar{Y} = \bar{X}\beta + e = \bar{X}\Phi\Phi^T\beta + e = Z\alpha + e \dots\dots\dots(18)$$

حيث ان

$$\Phi = (\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_p) \text{ orthogonal matrix ( } p \times p \text{ )}$$

$$\Phi^T \bar{X}^T \bar{X} \Phi = Z^T Z = \Lambda \text{ is diag}$$

$$\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_p)$$

حيث ان

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$$

اذ ان  $\lambda_p$  هي عبارة عن جذور مميزة ( eigen values ) لمصفوفة  $(\bar{X}^T \bar{X})$  حيث ان :-

$$Z = \bar{X}\Phi = (\bar{X}\phi_1, \bar{X}\phi_2, \bar{X}\phi_3, \dots, \bar{X}\phi_p)$$

$$\alpha = \Phi\beta$$

وبافتراض ان

$$\lambda_{p-k+1}, \lambda_{p-k+2}, \lambda_{p-k+3}, \dots, \lambda_p$$

تكون قريبة من الصفر عندها يمكن تقسيم  $(\Phi)$  وكما يلي :-

$$\Phi = (\Phi_1, \Phi_2) \quad \text{wher} \quad \Phi_1 = (\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_K)$$

$$\Phi_2 = (\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_p)$$

$$Z = (Z_1, Z_2) \quad \text{wher} \quad Z_1 = (\bar{X}\phi_1, \bar{X}\phi_2, \dots, \bar{X}\phi_K)$$

$$Z_2 = (\bar{X}\phi_{p-k+1}, \dots, \bar{X}\phi_p)$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \Lambda_1 & 0_{k \times (p-k)} \\ 0_{(p-k) \times k} & \Lambda_2 \end{bmatrix}, \quad \alpha = \Phi^T \beta = \begin{bmatrix} \Phi_1^T \beta \\ \Phi_2^T \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix}$$

والان يمكن كتابة المعادلة رقم ( 18 ) بالصيغة التالية

$$\bar{y} = Z\alpha + e = Z_1\alpha_1 + Z_2\alpha_2 + e \dots\dots\dots(19)$$

والان يمكننا تعريف مقدر ( Profile least-squares ) لـ  $\alpha_1$  مع  $Z_2\alpha_2$

$$\begin{aligned}\hat{\alpha}_1 &= (Z_1^T Z_1)^{-1} Z_1^T \bar{Y} \\ &= (\Phi_1^T \bar{X}^T \bar{X} \Phi_1)^{-1} \Phi_1^T \bar{X}^T \bar{Y} \\ &= \Lambda_1^{-1} \Phi_1^T \bar{X}^T \bar{Y} \dots\dots\dots(20)\end{aligned}$$

واخيرا نقوم بحساب المعادلة  $\beta = \Phi_1 \alpha_1 + \Phi_2 \alpha_2$  من خلال مقدر (PCR) للمعلمة  $\beta$  ويمكن كتابته :-

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_{PCR} &= \Phi_1 \hat{\alpha}_1 = (\Phi_1 (\Phi_1^T \bar{X}^T \bar{X} \Phi_1) \Phi_1^T \bar{X}^T \bar{Y}) \\ &= \Phi_1 \Lambda_1^{-1} \Phi_1^T \bar{X}^T \bar{Y} \dots\dots\dots(21)\end{aligned}$$

وكذلك يمكن كتابة التوقع و التباين لمقدر  $\hat{\beta}_{PCR}$  بالشكل التالي :-

$$\begin{aligned}E(\hat{\beta}_{PCR} - \beta) &= -\Phi_2 \Phi_2^T \beta + \Phi_1 \Lambda_1^{-1} \Phi_1^T \bar{X}^T (I_n - S) f \\ \text{Var}(\hat{\beta}_{PCR}) &= \sigma^2 \Phi_1 \Lambda_1^{-1} \Phi_1^T \bar{X}^T (I_n - S) (I_n - S)^T \bar{X} \Phi_1 \Lambda_1^{-1} \Phi_1^T\end{aligned}$$

### المبحث الثالث

## الجانب التجريبي

### 3-1- المقدمة

تعتبر المحاكاة هي احدى الطرق التجريبية الدقيقة التي تظهر درجة عالية من المرونة والحرية في اختبار حجم العينة العشوائي الذي يجب ان يمثل افضل تمثيل لمجتمع الدراسة فضلا عن التنوع والقدرة على تكرار التجارب بدرجة عالية من عشوائية الخطأ وفي مجال الاحصاء تعرف المحاكاة بانها تقليد او تمثيل للواقع باستخدام نموذج رياضي محدد وقريب من الواقع الحقيقي، ان تطوير الاساليب المستخدمة في المحاكاة وفر على الباحثين الكثير من الجهد والتكلفة والوقت من خلال ملاحظة التغييرات التي تحدث اثناء صياغة المشكلة والتنفيذ الفعلي ، كما ان التطور الواسع والهائل في مجال الحوسبة الإلكترونية دفع العديد من الباحثين إلى استخدام طرق المحاكاة في العديد من الدراسات التي تهدف إلى دراسة السلوك أي إنموذج او مقدرات او توزيع احصائي او احصاءات اختبار لأنه من الصعب معرفة ذلك من الناحية النظرية ، قد يكون من الصعب تقديم دليل رياضي على ذلك .حيث عند استعمال المحاكاة ناخذ بيانات مفبركة ( مصطنعة ) لاختبار فرضية احصائية او طريقة والمقارنة بينهما وذلك لان جمع البيانات الحقيقية يستغرق وقتا طويلا حيث يتم توليد البيانات بحيث تكون قريبة على الواقع الفعلي ، من الممكن أيضا مقارنة الطرق المدروسة أو المقترحة باستخدام طرق المحاكاة وفهم أفضل طريقة وهذا ما عملنا عليه في هذا الفصل سيتضمن هذا الفصل استخدام عدة تجارب لاجراء المقارنة ما بين طريقة التقدير الموجبي وطريقة انحدار المكونات الرئيسية في تقدير الإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي حيث تم توضيح هذه الطرق في الجانب النظري وان الهدف من اجراء هذه المقارنة هو معرفة اي من هذه الطرق هي الافضل في عملية التقدير .

### 3-2- عرض وتحليل نتائج المحاكاة

تم استخراج نتائج تجارب المحاكاة والتي تتضمن طرائق تقدير انحدار الخطي الجزئي في الجداول من (1-3)الى(3-14) ادناه، كذلك تضمنت نتائج المقارنة وفقا لمعيار (MSE)، فضلا عن الاشكال والرسومات لمنحنيات التمهيد المقدر، وكما في ادناه:

الجدول رقم ( 3 - 1 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.54536	-0.54818	512	$\hat{\beta}_5$	-1.19693	-1.21312
	$\hat{\beta}_2$	0.96714	0.94745		$\hat{\beta}_6$	1.25785	1.26308
	$\hat{\beta}_3$	-0.00718	0.01740		$\hat{\beta}_7$	-0.06568	-0.06585
	$\hat{\beta}_4$	0.23037	0.21286		$\hat{\beta}_8$	0.24421	0.23030
	$\hat{\beta}_5$	-1.29593	-1.29003		$\hat{\beta}_1$	-0.47211	-0.47933
	$\hat{\beta}_6$	1.31412	1.29540		$\hat{\beta}_2$	0.97669	0.97180
	$\hat{\beta}_7$	-0.11593	-0.10035		$\hat{\beta}_3$	-0.04923	-0.05712
	$\hat{\beta}_8$	0.33499	0.32106		$\hat{\beta}_4$	0.25657	0.25685
256	$\hat{\beta}_1$	-0.50600	-0.51448	$\hat{\beta}_5$	-1.17771	-1.17160	
	$\hat{\beta}_2$	1.04575	1.03279	$\hat{\beta}_6$	1.27244	1.27023	
	$\hat{\beta}_3$	-0.08111	-0.08435	$\hat{\beta}_7$	-0.05167	-0.05567	
	$\hat{\beta}_4$	0.25083	0.25156	$\hat{\beta}_8$	0.25158	0.25190	

**مقارنة بين طريقتي اندجار المكونات الرئيسية وطريقة التقدير الموجي  
لإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي**

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 0.5$  عند اجراء التجربة الاولى لدالة التمهيد (M1) والتي تحتوي على (ثمانية متغيرات)  
الجدول رقم ( 3-2 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.56484	-0.56886	512	$\hat{\beta}_5$	-1.19558	-1.21875
	$\hat{\beta}_2$	0.95282	0.92479		$\hat{\beta}_6$	1.23984	1.24722
	$\hat{\beta}_3$	0.01114	0.04634		$\hat{\beta}_7$	-0.06387	-0.06406
	$\hat{\beta}_4$	0.22200	0.19719		$\hat{\beta}_8$	0.24178	0.22188
	$\hat{\beta}_5$	-1.33715	-1.32875		$\hat{\beta}_1$	-0.46023	-0.47047
	$\hat{\beta}_6$	1.32039	1.29339		$\hat{\beta}_2$	0.96672	0.95972
	$\hat{\beta}_7$	-0.13528	-0.11335		$\hat{\beta}_3$	-0.04884	-0.06016
	$\hat{\beta}_8$	0.37129	0.35150		$\hat{\beta}_4$	0.25940	0.25978
256	$\hat{\beta}_1$	-0.50860	-0.52064	$\hat{\beta}_5$	-1.16812	-1.15943	
	$\hat{\beta}_2$	1.06534	1.04686	$\hat{\beta}_6$	1.26061	1.25746	
	$\hat{\beta}_3$	-0.09450	-0.09903	$\hat{\beta}_7$	-0.04382	-0.04955	
	$\hat{\beta}_4$	0.25127	0.25226	$\hat{\beta}_8$	0.25227	0.25271	

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 1$  عند اجراء التجربة الاولى لدالة التمهيد (M1) والتي تحتوي على (ثمانية متغيرات)  
الجدول رقم ( 3-3 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.59082	-0.59642	512	$\hat{\beta}_5$	-1.19379	-1.22625
	$\hat{\beta}_2$	0.93373	0.89457		$\hat{\beta}_6$	1.21582	1.22608
	$\hat{\beta}_3$	0.03557	0.08492		$\hat{\beta}_7$	-0.06147	-0.06168
	$\hat{\beta}_4$	0.21084	0.17629		$\hat{\beta}_8$	0.23855	0.21065
	$\hat{\beta}_5$	-1.39211	-1.38037		$\hat{\beta}_1$	-0.44439	-0.45865
	$\hat{\beta}_6$	1.32876	1.29071		$\hat{\beta}_2$	0.95343	0.94361
	$\hat{\beta}_7$	-0.16109	-0.13068		$\hat{\beta}_3$	-0.04833	-0.06423
	$\hat{\beta}_8$	0.41970	0.39209		$\hat{\beta}_4$	0.26318	0.26370
256	$\hat{\beta}_1$	-0.51206	-0.52887	$\hat{\beta}_5$	-1.15533	-1.14321	
	$\hat{\beta}_2$	1.09146	1.06562	$\hat{\beta}_6$	1.24485	1.24043	
	$\hat{\beta}_3$	-0.11236	-0.11860	$\hat{\beta}_7$	-0.03336	-0.04138	
	$\hat{\beta}_4$	0.25186	0.25319	$\hat{\beta}_8$	0.25319	0.25379	

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 2$  عند اجراء التجربة الاولى لدالة التمهيد (M1) والتي تحتوي على (ثمانية متغيرات)  
الجدول رقم ( 4-3 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.56712	-0.57183	512	$\hat{\beta}_5$	-1.20753	-1.19478
	$\hat{\beta}_2$	0.95012	0.93154		$\hat{\beta}_6$	1.26004	1.22637
	$\hat{\beta}_3$	0.06798	-0.02928		$\hat{\beta}_7$	-0.06701	-0.08033
	$\hat{\beta}_4$	0.17640	0.28983		$\hat{\beta}_8$	0.24299	0.26068
	$\hat{\beta}_5$	-1.30863	-1.33137		$\hat{\beta}_1$	-0.48064	-0.46616
	$\hat{\beta}_6$	1.31776	1.27849		$\hat{\beta}_2$	0.97192	0.97443
	$\hat{\beta}_7$	-0.10993	-0.11600		$\hat{\beta}_3$	-0.05728	-0.05506
	$\hat{\beta}_8$	0.31325	0.35514		$\hat{\beta}_4$	0.25677	0.24652
256	$\hat{\beta}_1$	-0.52252	-0.54071	$\hat{\beta}_5$	-1.16825	-1.18959	
	$\hat{\beta}_2$	1.03337	1.03506	$\hat{\beta}_6$	1.26883	1.28103	
	$\hat{\beta}_3$	-0.07376	-0.10802	$\hat{\beta}_7$	-0.05258	-0.06657	
	$\hat{\beta}_4$	0.25179	0.24282	$\hat{\beta}_8$	0.25123	0.24851	



**مقارنة بين طريقتي انداد المكونات الرئيسية وطريقة التقدير الموجي  
لإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي**

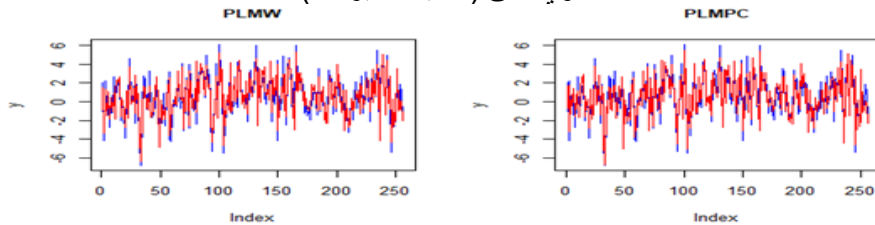
الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 0.5$  عند اجراء التجربة الاولى لدالة التمهيد (M2) والتي تحتوي على (ثمانية متغيرات) (الجدول رقم (5-3))

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.60157	-0.60430	512	$\hat{\beta}_5$	-1.21691	-1.19253
	$\hat{\beta}_2$	0.91232	0.90767		$\hat{\beta}_6$	1.23361	1.19636
	$\hat{\beta}_3$	0.11619	0.00126		$\hat{\beta}_7$	-0.06403	-0.07733
	$\hat{\beta}_4$	0.15031	0.27588		$\hat{\beta}_8$	0.22895	0.25664
	$\hat{\beta}_5$	-1.37314	-1.40006		$\hat{\beta}_1$	-0.46586	-0.44636
	$\hat{\beta}_6$	1.31438	1.28895		$\hat{\beta}_2$	0.95178	0.95781
	$\hat{\beta}_7$	-0.13158	-0.14826		$\hat{\beta}_3$	-0.06236	-0.05442
	$\hat{\beta}_8$	0.36396	0.41565		$\hat{\beta}_4$	0.26167	0.25123
256	$\hat{\beta}_1$	-0.53280	-0.54504	$\hat{\beta}_5$	-1.14797	-1.17360	
	$\hat{\beta}_2$	1.05682	1.06770	$\hat{\beta}_6$	1.24754	1.26132	
	$\hat{\beta}_3$	-0.09822	-0.13033	$\hat{\beta}_7$	-0.04237	-0.05349	
	$\hat{\beta}_4$	0.25295	0.24355	$\hat{\beta}_8$	0.25257	0.24966	

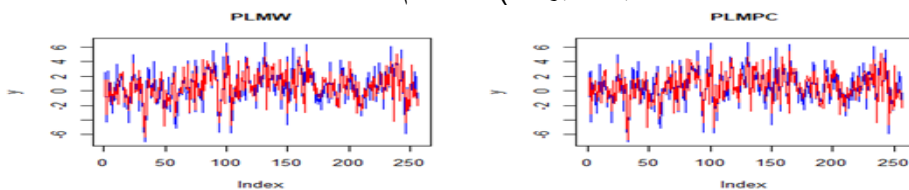
الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 1$  عند اجراء التجربة الاولى لدالة التمهيد (M2) والتي تحتوي على (ثمانية متغيرات) (الجدول رقم (6-3))

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.62913	-0.63027	512	$\hat{\beta}_5$	-1.22441	-1.19074
	$\hat{\beta}_2$	0.88209	0.88857		$\hat{\beta}_6$	1.21246	1.17234
	$\hat{\beta}_3$	0.15475	0.02570		$\hat{\beta}_7$	-0.06165	-0.07492
	$\hat{\beta}_4$	0.12943	0.26471		$\hat{\beta}_8$	0.21771	0.25340
	$\hat{\beta}_5$	-1.42476	-1.45502		$\hat{\beta}_1$	-0.45404	-0.43052
	$\hat{\beta}_6$	1.31168	1.29732		$\hat{\beta}_2$	0.93566	0.94452
	$\hat{\beta}_7$	-0.14891	-0.17406		$\hat{\beta}_3$	-0.06642	-0.05390
	$\hat{\beta}_8$	0.40453	0.46405		$\hat{\beta}_4$	0.26558	0.25501
256	$\hat{\beta}_1$	-0.54103	-0.54850	$\hat{\beta}_5$	-1.13174	-1.16081	
	$\hat{\beta}_2$	1.07558	1.09382	$\hat{\beta}_6$	1.23052	1.24556	
	$\hat{\beta}_3$	-0.11779	-0.14819	$\hat{\beta}_7$	-0.03420	-0.04303	
	$\hat{\beta}_4$	0.25388	0.24414	$\hat{\beta}_8$	0.25365	0.25058	

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 2$  عند اجراء التجربة الاولى لدالة التمهيد (M2) والتي تحتوي على (ثمانية متغيرات)

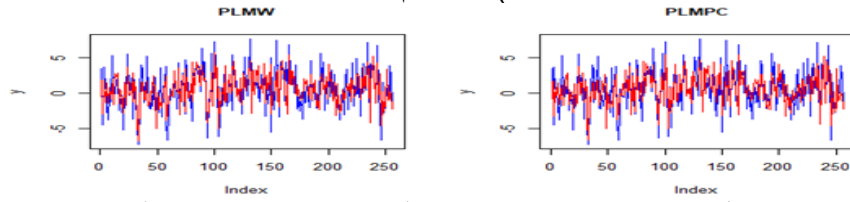


الشكل (1-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 0.5$  و حجم العينة (n=256) وعدد المتغيرات تساوي (ثمانية متغيرات) باستخدام المعادلة M1

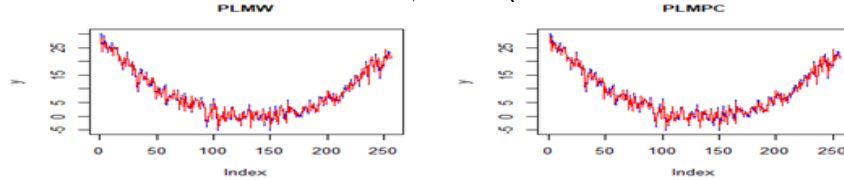


**مقارنة بين طريقتي اندحار المكونات الرئيسية وطريقة التقدير الموجبي  
لإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي**

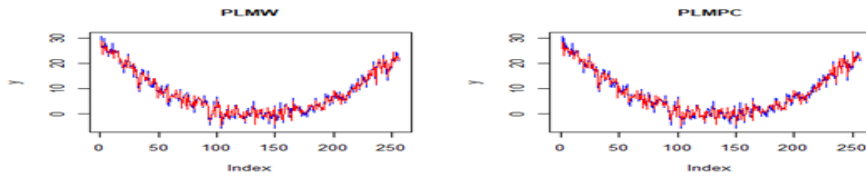
الشكل (2-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 1$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي ( ثمانية متغيرات ) باستخدام المعادلة M1



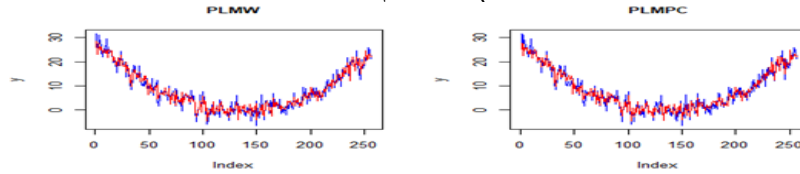
الشكل (3-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 2$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي ( ثمانية متغيرات ) باستخدام المعادلة M1



الشكل (4-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 0.5$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي ( ثمانية متغيرات ) باستخدام المعادلة M2



الشكل (5-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 1$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي ( ثمانية متغيرات ) باستخدام المعادلة M2



الشكل (6-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 2$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي ( ثمانية متغيرات ) باستخدام المعادلة M2

**الجدول رقم ( 3 - 7 )**

$\sigma_u$	Method	n	WAVE	PCR	$\sigma_u$	Method	n	WAVE	PCR
0.5	M1	128	0.11066	0.11741	2	M2	128	0.05383	0.07043
		256	0.09160	0.09757			256	0.04932	0.06348
		512	0.06821	0.07029			512	0.03494	0.04409
	M2	128	0.02816	0.02967		M1	128	0.20298	0.20928
		256	0.01650	0.02171			256	0.16931	0.17640
		512	0.01188	0.01505			512	0.12879	0.13071
1	M1	128	0.14384	0.15041	M2	128	0.10778	0.14247	
		256	0.11984	0.12587		256	0.08993	0.11516	
		512	0.08991	0.09194		512	0.06150	0.07782	

الجدول اعلاه يمثل قيم متوسط مربعات الخطأ المقدرة ( Mean Squared error ) MSE عند اجراء التجربة الاولى لثمانية متغيرات

تبين من خلال الجدول اعلاه ان متوسط المربعات الصغرى الاعتيادية عند اجراء التجربة الاولى والتي تحتوي على ( ثمانية متغيرات ) لأحجام عينات مختلفة ( 128 , 256 , 512 ) على التوالي وتباينات مختلفة ( 0.5 , 1 , 2 ) فعندما يكون التباين ( 0.5 ) في الدالة الاولى والثانية ( M1 , M2 ) تكون طريقة التقدير الموجبي ( WAVE ) افضل طريقة ومن بعدها تأتي طريقة المكونات الرئيسية ( PCR )

مقارنة بين طريقتي انداد المكونات الرئيسية وطريقة التقدير المويجي  
لنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي

الجدول رقم ( 3 - 8 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.52638	-0.52379	512	$\hat{\beta}_7$	-0.06912	-0.06793
	$\hat{\beta}_2$	0.97788	0.96371		$\hat{\beta}_8$	0.24238	0.23148
	$\hat{\beta}_3$	-0.00361	0.01588		$\hat{\beta}_9$	0.61428	0.61122
	$\hat{\beta}_4$	0.23275	0.21487		$\hat{\beta}_{10}$	1.19504	1.20262
	$\hat{\beta}_5$	-1.26892	-1.25833		$\hat{\beta}_{11}$	-0.13891	-0.14148
	$\hat{\beta}_6$	1.30894	1.28908		$\hat{\beta}_{12}$	0.27702	0.27490
	$\hat{\beta}_7$	-0.12292	-0.11096		$\hat{\beta}_1$	-0.47652	-0.48221
	$\hat{\beta}_8$	0.33095	0.31979		$\hat{\beta}_2$	0.98174	0.97795
	$\hat{\beta}_9$	0.52751	0.53166		$\hat{\beta}_3$	-0.05366	-0.05948
	$\hat{\beta}_{10}$	1.32384	1.34034		$\hat{\beta}_4$	0.25160	0.25150
	$\hat{\beta}_{11}$	-0.05935	-0.06466		$\hat{\beta}_5$	-1.18193	-1.17785
	$\hat{\beta}_{12}$	0.31791	0.29512		$\hat{\beta}_6$	1.27586	1.27364
256	$\hat{\beta}_1$	-0.50250	-0.50918	$\hat{\beta}_7$	-0.05366	-0.05644	
	$\hat{\beta}_2$	1.03451	1.02245	$\hat{\beta}_8$	0.24936	0.24972	
	$\hat{\beta}_3$	-0.07649	-0.07932	$\hat{\beta}_9$	0.61477	0.61462	
	$\hat{\beta}_4$	0.25272	0.25382	$\hat{\beta}_{10}$	1.19074	1.19654	
	$\hat{\beta}_5$	-1.19279	-1.20499	$\hat{\beta}_{11}$	-0.09006	-0.09063	
	$\hat{\beta}_6$	1.26068	1.26291	$\hat{\beta}_{12}$	0.26168	0.25985	

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 0.5$  عند اجراء التجربة الثانية لدالة التمهيد (M1) والتي تحتوي على (أثنا عشر متغيرا)

الجدول رقم ( 3 - 9 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.53774	-0.53399	512	$\hat{\beta}_7$	-0.06880	-0.06703
	$\hat{\beta}_2$	0.96817	0.94802		$\hat{\beta}_8$	0.23917	0.22356
	$\hat{\beta}_3$	0.01626	0.04418		$\hat{\beta}_9$	0.62046	0.61598
	$\hat{\beta}_4$	0.22542	0.20008		$\hat{\beta}_{10}$	1.19294	1.20377
	$\hat{\beta}_5$	-1.29857	-1.28347		$\hat{\beta}_{11}$	-0.16422	-0.16784
	$\hat{\beta}_6$	1.31299	1.28439		$\hat{\beta}_{12}$	0.26707	0.26413
	$\hat{\beta}_7$	-0.14527	-0.12853		$\hat{\beta}_1$	-0.46653	-0.47458
	$\hat{\beta}_8$	0.36553	0.34969		$\hat{\beta}_2$	0.97393	0.96849
	$\hat{\beta}_9$	0.49640	0.50257		$\hat{\beta}_3$	-0.05518	-0.06354
	$\hat{\beta}_{10}$	1.37693	1.40053		$\hat{\beta}_4$	0.25229	0.25215
	$\hat{\beta}_{11}$	-0.05049	-0.05814		$\hat{\beta}_5$	-1.17416	-1.16836
	$\hat{\beta}_{12}$	0.32566	0.29312		$\hat{\beta}_6$	1.26550	1.26233
256	$\hat{\beta}_1$	-0.50360	-0.51308	$\hat{\beta}_7$	-0.04666	-0.05064	
	$\hat{\beta}_2$	1.04928	1.03208	$\hat{\beta}_8$	0.24910	0.24959	
	$\hat{\beta}_3$	-0.08789	-0.09184	$\hat{\beta}_9$	0.62106	0.62087	
	$\hat{\beta}_4$	0.25397	0.25550	$\hat{\beta}_{10}$	1.18680	1.19506	
	$\hat{\beta}_5$	-1.18966	-1.20713	$\hat{\beta}_{11}$	-0.09444	-0.09519	
	$\hat{\beta}_6$	1.24387	1.24697	$\hat{\beta}_{12}$	0.24523	0.24265	

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 1$  عند اجراء التجربة الثانية لدالة التمهيد (M1) والتي تحتوي على (أثنا عشر متغيرا)

مقارنة بين طريقتي اندجار المكونات الرئيسية وطريقة التقدير الموجي  
لنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي

الجدول رقم ( 3- 10 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.55289	-0.54759	512	$\hat{\beta}_7$	-0.06838	-0.06583
	$\hat{\beta}_2$	0.95522	0.92710		$\hat{\beta}_8$	0.23488	0.21300
	$\hat{\beta}_3$	0.04274	0.08190		$\hat{\beta}_9$	0.62870	0.62233
	$\hat{\beta}_4$	0.21563	0.18037		$\hat{\beta}_{10}$	1.19014	1.20531
	$\hat{\beta}_5$	-1.33809	-1.31699		$\hat{\beta}_{11}$	-0.19796	-0.20298
	$\hat{\beta}_6$	1.31839	1.27814		$\hat{\beta}_{12}$	0.25381	0.24977
	$\hat{\beta}_7$	-0.17506	-0.15196		$\hat{\beta}_1$	-0.45320	-0.46441
	$\hat{\beta}_8$	0.41164	0.38957		$\hat{\beta}_2$	0.96351	0.95589
	$\hat{\beta}_9$	0.45494	0.46379		$\hat{\beta}_3$	-0.05719	-0.06896
	$\hat{\beta}_{10}$	1.44772	1.48077		$\hat{\beta}_4$	0.25322	0.25301
	$\hat{\beta}_{11}$	-0.03867	-0.04944		$\hat{\beta}_5$	-1.16379	-1.15571
	$\hat{\beta}_{12}$	0.33599	0.29045		$\hat{\beta}_6$	1.25167	1.24725
256	$\hat{\beta}_1$	-0.50506	-0.51827	$\hat{\beta}_7$	-0.03732	-0.04291	
	$\hat{\beta}_2$	1.06897	1.04493	$\hat{\beta}_8$	0.24877	0.24942	
	$\hat{\beta}_3$	-0.10309	-0.10854	$\hat{\beta}_9$	0.62946	0.62921	
	$\hat{\beta}_4$	0.25564	0.25773	$\hat{\beta}_{10}$	1.18153	1.19308	
	$\hat{\beta}_5$	-1.18548	-1.20998	$\hat{\beta}_{11}$	-0.10029	-0.10128	
	$\hat{\beta}_6$	1.22146	1.22572	$\hat{\beta}_{12}$	0.22328	0.21971	

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 2$  عند اجراء التجربة الثانية لدالة التمهيد (M1) والتي تحتوي على (أثنا عشر متغيرا)

الجدول رقم ( 3- 11 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.55130	-0.55855	512	$\hat{\beta}_7$	-0.06877	-0.08656
	$\hat{\beta}_2$	0.96271	0.93102		$\hat{\beta}_8$	0.23955	0.25990
	$\hat{\beta}_3$	0.08329	-0.01310		$\hat{\beta}_9$	0.61687	0.64725
	$\hat{\beta}_4$	0.17306	0.28642		$\hat{\beta}_{10}$	1.19938	1.19596
	$\hat{\beta}_5$	-1.29267	-1.32228		$\hat{\beta}_{11}$	-0.16897	-0.14860
	$\hat{\beta}_6$	1.31219	1.27334		$\hat{\beta}_{12}$	0.27239	0.27464
	$\hat{\beta}_7$	-0.12709	-0.14002		$\hat{\beta}_1$	-0.47904	-0.46508
	$\hat{\beta}_8$	0.32732	0.37382		$\hat{\beta}_2$	0.97261	0.97473
	$\hat{\beta}_9$	0.53612	0.49240		$\hat{\beta}_3$	-0.06174	-0.06186
	$\hat{\beta}_{10}$	1.37034	1.34899		$\hat{\beta}_4$	0.25170	0.24103
	$\hat{\beta}_{11}$	-0.03864	-0.08316		$\hat{\beta}_5$	-1.16912	-1.18973
	$\hat{\beta}_{12}$	0.30682	0.32812		$\hat{\beta}_6$	1.26560	1.27734
256	$\hat{\beta}_1$	-0.51848	-0.53824	$\hat{\beta}_7$	-0.04980	-0.06434	
	$\hat{\beta}_2$	1.02719	1.03242	$\hat{\beta}_8$	0.24924	0.24752	
	$\hat{\beta}_3$	-0.07716	-0.10770	$\hat{\beta}_9$	0.61704	0.61166	
	$\hat{\beta}_4$	0.25550	0.24286	$\hat{\beta}_{10}$	1.19766	1.18129	
	$\hat{\beta}_5$	-1.19953	-1.19011	$\hat{\beta}_{11}$	-0.09358	-0.10640	
	$\hat{\beta}_6$	1.25000	1.21818	$\hat{\beta}_{12}$	0.24967	0.24302	

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 0.5$  عند اجراء التجربة الثانية لدالة التمهيد (M2) والتي تحتوي على (أثنا عشر متغيرا)

مقارنة بين طريقتي انداد المكونات الرئيسية وطريقة التقدير الموجي  
لنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي

الجدول رقم ( 3- 12 )

n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.57255	-0.58221	512	$\hat{\beta}_7$	-0.06690	-0.08590
	$\hat{\beta}_2$	0.93000	0.91078		$\hat{\beta}_8$	0.22304	0.25320
	$\hat{\beta}_3$	0.14221	0.02829		$\hat{\beta}_9$	0.62678	0.66013
	$\hat{\beta}_4$	0.14229	0.27112		$\hat{\beta}_{10}$	1.20178	1.19158
	$\hat{\beta}_5$	-1.34503	-1.38403		$\hat{\beta}_{11}$	-0.22389	-0.20133
	$\hat{\beta}_6$	1.30240	1.28178		$\hat{\beta}_{12}$	0.24995	0.25392
	$\hat{\beta}_7$	-0.16369	-0.18658		$\hat{\beta}_1$	-0.46315	-0.44427
	$\hat{\beta}_8$	0.38960	0.44587		$\hat{\beta}_2$	0.95291	0.95846
	$\hat{\beta}_9$	0.47553	0.42760		$\hat{\beta}_3$	-0.07020	-0.06501
	$\hat{\beta}_{10}$	1.49572	1.45960		$\hat{\beta}_4$	0.25305	0.24248
	$\hat{\beta}_{11}$	-0.02508	-0.06470		$\hat{\beta}_5$	-1.14935	-1.17353
	$\hat{\beta}_{12}$	0.30266	0.34426		$\hat{\beta}_6$	1.24204	1.25575
256	$\hat{\beta}_1$	-0.52660	-0.54053	$\hat{\beta}_7$	-0.03772	-0.04976	
	$\hat{\beta}_2$	1.04726	1.06319	$\hat{\beta}_8$	0.24898	0.24699	
	$\hat{\beta}_3$	-0.10325	-0.13145	$\hat{\beta}_9$	0.63006	0.62477	
	$\hat{\beta}_4$	0.25898	0.24546	$\hat{\beta}_{10}$	1.19457	1.17307	
	$\hat{\beta}_5$	-1.20399	-1.18359	$\hat{\beta}_{11}$	-0.10309	-0.11553	
	$\hat{\beta}_6$	1.21680	1.18316	$\hat{\beta}_{12}$	0.21382	0.20873	

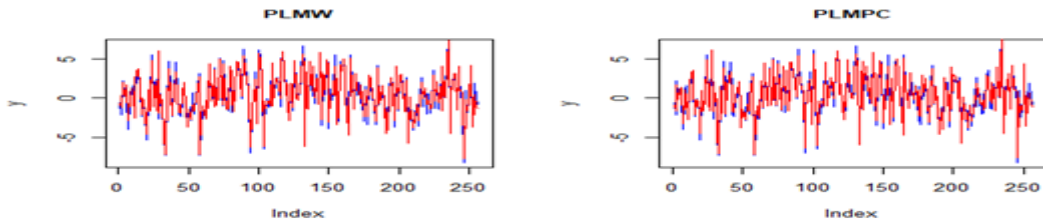
الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 1$  عند اجراء التجربة الثانية لدالة التمهيد (M2) والتي تحتوي على (اثنا عشر متغيرا)

الجدول رقم ( 3- 13 )

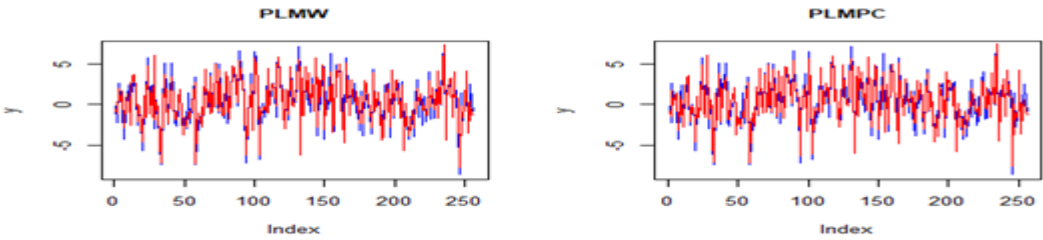
n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR	n	$\hat{\beta}$	WAVE	PCR
128	$\hat{\beta}_1$	-0.58955	-0.60115	512	$\hat{\beta}_7$	-0.06539	-0.08537
	$\hat{\beta}_2$	0.90383	0.89459		$\hat{\beta}_8$	0.20984	0.24785
	$\hat{\beta}_3$	0.18934	0.06140		$\hat{\beta}_9$	0.63472	0.67043
	$\hat{\beta}_4$	0.11767	0.25889		$\hat{\beta}_{10}$	1.20371	1.18808
	$\hat{\beta}_5$	-1.38693	-1.43344		$\hat{\beta}_{11}$	-0.26781	-0.24352
	$\hat{\beta}_6$	1.29457	1.28853		$\hat{\beta}_{12}$	0.23200	0.23734
	$\hat{\beta}_7$	-0.19297	-0.22383		$\hat{\beta}_1$	-0.45043	-0.42761
	$\hat{\beta}_8$	0.43942	0.50350		$\hat{\beta}_2$	0.93716	0.94545
	$\hat{\beta}_9$	0.42705	0.37577		$\hat{\beta}_3$	-0.07697	-0.06753
	$\hat{\beta}_{10}$	1.59603	1.54809		$\hat{\beta}_4$	0.25412	0.24363
	$\hat{\beta}_{11}$	-0.01422	-0.04992		$\hat{\beta}_5$	-1.13354	-1.16057
	$\hat{\beta}_{12}$	0.29934	0.35716		$\hat{\beta}_6$	1.22318	1.23847
256	$\hat{\beta}_1$	-0.53309	-0.54235	$\hat{\beta}_7$	-0.02806	-0.03809	
	$\hat{\beta}_2$	1.06332	1.08781	$\hat{\beta}_8$	0.24876	0.24657	
	$\hat{\beta}_3$	-0.12412	-0.15045	$\hat{\beta}_9$	0.64048	0.63527	
	$\hat{\beta}_4$	0.26178	0.24755	$\hat{\beta}_{10}$	1.19210	1.16649	
	$\hat{\beta}_5$	-1.20756	-1.17838	$\hat{\beta}_{11}$	-0.11070	-0.12283	
	$\hat{\beta}_6$	1.19023	1.15514	$\hat{\beta}_{12}$	0.18515	0.18130	

الجدول اعلاه يمثل تقدير المعلمات عندما  $\sigma_e = 2$  عند اجراء التجربة الثانية لدالة التمهيد (M2) والتي تحتوي على (اثنا عشر متغيرا)

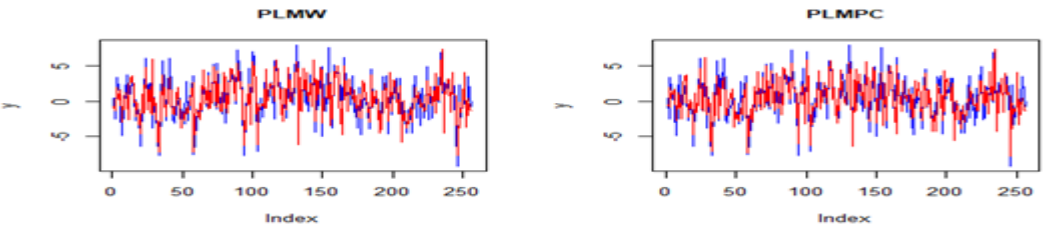
مقارنة بين طريقتي انحدار المكونات الرئيسية وطريقة التقدير المويجي  
لإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي



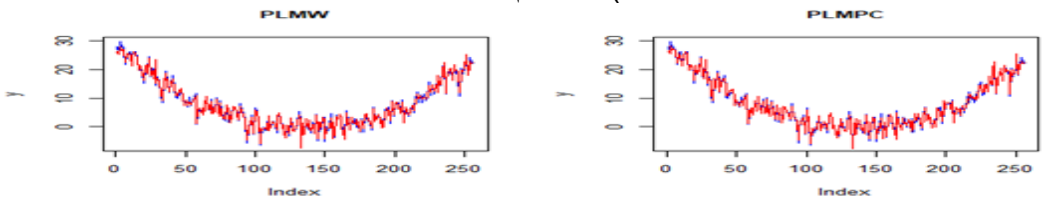
الشكل (7-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 0.5$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي (لأثنا عشر متغيراً) باستخدام المعادلة M1



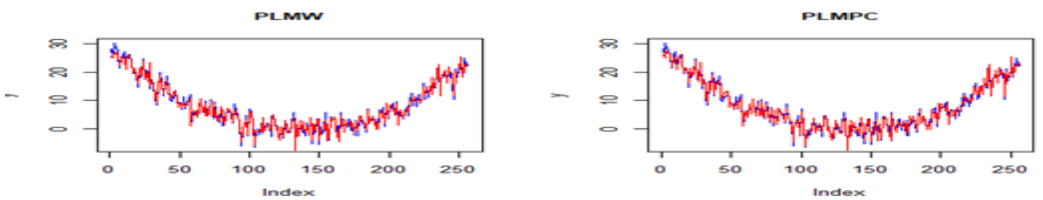
الشكل (8-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 1$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي (لأثنا عشر متغيراً) باستخدام المعادلة M1



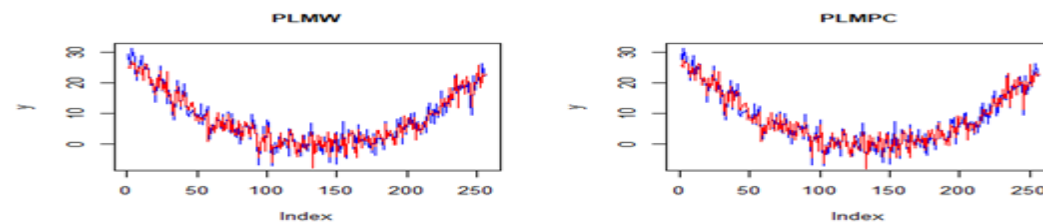
الشكل (9-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 2$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي (لأثنا عشر متغيراً) باستخدام المعادلة M1



الشكل (10-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 0.5$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي (لأثنا عشر متغيراً) باستخدام المعادلة M2



الشكل (11-3) اعلاه يمثل قيم عندما  $\sigma_e = 1$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي (لأثنا عشر متغيراً) باستخدام المعادلة M2



## مقارنة بين طريقتي انحدار المكونات الرئيسية وطريقة التقدير الموجبي

### لإنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي

الشكل (3-12) اعلاه يمثل قيم  $\sigma_e = 2$  عندما  $n = 256$  و حجم العينة (  $n=256$  ) وعدد المتغيرات تساوي (لأثنا عشر متغيراً) باستخدام المعادلة M2  
الجدول رقم ( 3- 14 )

$\sigma_u$	Method	n	WAVE	PCR	$\sigma_u$	Method	n	WAVE	PCR
0.5	M1	128	0.12807	0.11565	2	M2	128	0.04345	0.10083
		256	0.09309	0.08349			256	0.05109	0.09368
		512	0.07129	0.05291			512	0.03597	0.07224
	M2	128	0.02487	0.03801		M1	128	0.22974	0.17733
		256	0.01708	0.03483			256	0.17132	0.13427
		512	0.01272	0.02702			512	0.13579	0.09116
1	M1	128	0.17831	0.13804	M2	128	0.08333	0.17289	
		256	0.13143	0.10175		256	0.08827	0.16162	
		512	0.09238	0.06660		512	0.06410	0.12477	

الجدول اعلاه يمثل قيم متوسط مربعات الخطأ المقدرة MSE ( Mean Squared error ) عند اجراء التجربة الثانية لأثنا عشر متغيراً

تبين من خلال الجدول اعلاه ان متوسط المربعات الصغرى الاعتيادية عند اجراء التجربة الثالثة والتي تحتوي على ( اثنتا عشر متغيراً ) لأحجام عينات مختلفة ( 128 , 256 , 512 ) على التوالي وتباينات مختلفة ( 0.5 , 1 , 2 ) فعندما يكون التباين ( 0.5 , 1, 2 ) في الدالة الاولى ( M1 ) تكون تأتي طريقة انحدار المكونات الرئيسية ( PCR ) افضل طريقة ومن بعدها تأتي طريقة التقدير الموجبي ( WAVE ) اما عند نفس قيم التباينات لكن في الدالة الثانية ( M2 ) فتكون طريقة التقدير الموجبي ( WAVE ) افضل طريقة ومن بعدها تأتي طريقة المكونات الرئيسية ( PCR )

## المبحث الرابع

### الاستنتاجات والتوصيات

- 1- ان قيم MSE لطريقتي التقدير جاءت مطابقة للنظرية الاحصائية , اذ تقل MSE عندما يزداد حجم العينة وتزداد قيم MSE كلما زادت قيمة الخطأ العشوائي .
- 2- كلما زاد عدد المتغيرات التوضيحية الداخلة في الإنموذج وللطريقتي التقدير فان ذلك يؤدي الى زيادة قيم متوسط مربعات الخطأ لذلك الإنموذج .
- 3- عندما يكون عدد المتغيرات المستخدمة ثمانية متغيرات تظهر طريقة التقدير الموجبي ( WAVE ) افضل تقدير ومن بعدها طريقة المكونات الرئيسية ( PCR ) بجميع دوال التمهيد ومختلف التباينات
- 4- اما عند زيادة عدد المتغيرات حيث تكون اثنتا عشر متغيراً تظهر طريقة المكونات الرئيسية ( PCR ) افضل عند استخدام دالة التمهيد الاولى ( M1 ) بمختلف التباينات
- 5- لكافة طرائق التقدير كانت دالة التمهيد التربيعية قدمت اداءً افضل من اداء دالتى التمهيد الجيبية-الاسية و الخطية , وان دالة التمهيد الجيبية-الاسية قدمت اداءً افضل من اداء دالة التمهيد الخطية .
- 6- كلما زاد عدد المتغيرات التوضيحية الداخلة في الإنموذج ولكافة طرائق التقدير فان ذلك يؤدي الى زيادة قيم متوسط مربعات الخطأ لذلك الإنموذج .
- 7- اما عند استخدام دالة التمهيد الثانية ( M2 ) فيظهر تفوق نسبي لطريقة ( WAVE ) لمختلف التباينات
- 8- استعمال صيغ من الدوال اللبية الغير مستخدمة في هذا البحث

### مصادر العربية

- 1- حسن, ارشد حميد (2017), " استعمال تقنية الفروق في تقدير انموذج الانحدار شبه المعلمي في ظل مشكلة التعدد الخطي شبه التام مع تطبيق عملي " رسالة ماجستير في الإحصاء كلية الادارة والاقتصاد, جامعة بغداد.
- 2- حمزة , سعد كاظم ( 2015 ) , " التحليل الموجبي لانموذج الانحدار في ظل بيانات مفقودة " اطروحة دكتوراة في الاحصاء , كلية الادارة والاقتصاد , جامعة بغداد .
- 3- عيسى, اسيل مسلم (2011), "مقارنة بعض المقدرات شبه المعلمية لتقدير دالة استهلاك الطاقة الكهربائية لمدينة بغداد" رسالة ماجستير في الإحصاء كلية الادارة والاقتصاد, جامعة بغداد.

**مقارنة بين طريقتي انحدار المكونات الرئيسية وطريقة التقدير المويجي  
لنموذج الخطي الجزئي شبه المعلمي**

---

4- محمد , مياسة كاطع , (2014) , " مقارنة النماذج اللامعلمية وشبه المعلمية بوجود قيم مفقودة مع تطبيق عملي للناتج المحلي الإجمالي العراقي للمدة (1971-2010)م " , رسالة ماجستير في الإحصاء , كلية الإدارة والاقتصاد , جامعة بغداد .

5- حسن , يونس عامر , ( 2020 ) , " مقارنة المقدرات المويجية واللبيهة في تقدير نماذج الانحدار الشبه معلمية ( نماذج خطية جزئية ) مع تطبيق عملي " رسالة ماجستير في الإحصاء كلية الادارة والاقتصاد, جامعة بغداد.

**المصادر الأجنبية**

- 6- A. K. Louis ,P.Maab and A. Rieder , ( 1997 ) " Wavelets Theory and Applications"
- 7- Chunling Liu, Shuang Guo and Chuanhua Wei , (2016 ) , " Principal components regression estimator of the parameters in partially linear models "
- 8 . Daubechies I., 1988. "Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets". Communications on Pure and Applied Mathematics, Vol. XLI 909-996.
- 9 . Nason G.P., 1996. "Wavelet shrinkage using cross-validation". J. Roy. Statist. Soc. Ser. B 58, 463–479.
- 10 . Nason G.P., 2008. "Wavelet Methods in Statistics with R". Springer Science +Business Media, LLC
11. Speckman, P., 1988. "Kernel smoothing in partial linear models". J. Roy. Statist. Soc. Ser. B 50, 413–436.



## A comparison between the two main components regression methods and the wavelet estimation method for the semi-parametric partial linear model

Saleh Adel Saleh / Researcher / saleh000@uomustansiriyah.edu.iq  
Prof. Dr. Amina Karim Issa/Al-Mustansiriya University/College of  
Administration and Economics/ameena@uomustansiriyah.edu.iq

### Abstract

Many researchers have increased their interest in semi-parametric methods due to the diversity of data for the study community, where semi-parametric models provide a link between parametric and non-parametric models, as well as achieve estimates of a high level. It is the waveform estimation method (WAVE) and the main components regression method (PCR), where we use the simulation method and different sample sizes (128, 256, 512) and different variances (0.5, 1, 2) to compare the two methods and choose which is better, and through the simulation results and the graph, the researcher concluded that the best method is the wavelet estimation method (WAVE), which is where it overcame the principal components method (PCR) when the number of variables is four variables and eight variables and when using linear and quadratic smoothing functions.

**Keywords:** semi-parametric : partial linear model : wavelet estimation method : regression of the main components .

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