مقارنة بعض الطرائق شبه المعلمية في تحليل انموذج المؤشر الواحد

أ.م.د.مناف يوسف حمود / كلية الادارة والاقتصاد/ جامعة بغداد
م.م.طارق عزيز صالح/ كلية الادارة والاقتصاد / جامعة واسط

المستخلص

ان عملية تقدير الانموذج وأختيار المتغير المعنوي هي عملية حاسمة في النمذجة شبه المعلميه semi-parametric modeling) ففي بدايه عملية النمذجة كثيرا" ما يكون هنالك عدد كبير من المتغيرات التوضيحية لتجنب فقدان أي عناصر تفسيريه قد تكون هامة ونتيجة لذلك فأن أختيار المتغيرات المعنوية أصبحت ضرورة فضلاً عن ان عملية أختيار المتغير ليس الغرض منه تبسيط الأنموذج المعقد وتفسيره فقط ولكن كذلك القدرة على التنبؤ . في هذا البحث تم أستعمال بعض الطرائق شبه المعلميه الاتية (طريقة تقدير التباين لادنى معدل مع دالة جزاء لاسو (LASSO-MAVE) ، طريقة تقدير التباين لأدنى معدل (MAVE) والطريقة المقترحة من قبل الباحث (طريقة تقدير التباين لادنى معدل مع دالة جزاء لاسو التكيفية(ALASSO-MAVE)) الخاصة بتقدير وأختيار المتغير لانموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي في آن واحد. وقد تم التوصل في هذا البحث الى ان افضل طريقة لتقدير واختيار المتغير لانموذج المؤشر الواحد شبه العلمي هي الطريقة المقترحة (ALASSO-MAVE) للانموذج الاول وطريقة (LASSO-MAVE) للانموذج الثاني بالاعتماد على معيار المقارنة معدل متوسط مربعات الخطأ (AMSE) .

المصطلحات الرئيسية للبحث/ انموذج المؤشر الواحد، ماف ،لاسو- ماف ، لاسو التكيفية-ماف،اختيار المتغير .

مجلة العلوم
الاقتصادية والإدارية
العدد 91 المجلد ٢٢
الصفحات ٣٦٧-٣٨٨

* البحث مستل من اطروحة دكتوراه

١. المقدمة: Introduction

إن دراسة الأنحدار في حالة وجود عدد كبير من المتغيرات التوضيحية وحجم عينة كبير عملية معقدة اذ بزيادتها تزيد درجة التعقيد للأنموذج مما يدفع الباحثين الى أستعمال مسألة أختيار المتغير وهي واحدة من أكثر المسائل أنتشارا" عندما يراد أيجاد أنموذجا" واحدا" يمثل العلاقة بين متغير الأستجابة والمجموعة الجزئية للمتغيرات التوضيحية الممكنة بسبب أن بعض المتغيرات التوضيحية تكون غير أساسية في تاثيرها على المتغير المعتمد أو يكون تاثيرها مماثل لتأثيرات متغيرات أخرى وأن العديد من هذه المتغيرات يكون لها أرتباطا" داخليا" مع بعضها البعض وهذا يعني ظهور مشكلة التعدد الخطي (probem multicollinearty) الذي يؤدي إلى جعل تأثيرها غير معنويا" مما يدعو الى أستبعاد مثل هذه المتغيرت من أجل زيادة دقة تنبؤ الأنموذج، كما أن الأفتراض الخطي لايتحقق في معظم التطبيقات العملية أي أن الأنحدار المعلمي (parametric regression) لايأخذ بنظر الأعتبار التأثير اللاخطي للمتغيرات التوضيحية، فضلا" عن ظهور مشكلة تعدد الأبعاد (The cruse of dimensionality) التي تحدث عند زيادة عدد المتغيرات التوضيحية التي يعاني منها معظم الباحثين وتقيدهم لأية ظاهرة أو دراسة وهذا يكلف وقتا" وجهدا" وثمنا" .

يعد أستعمال أنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) semi parametric single index model $E[Y \mid X = x] = g(X^T \beta)$ أكثر مرونة من الأنموذج الخطي العام (GLM) بسبب انه يسمح للعلاقات الغير خطية بين مؤشر المتغير $X^T \beta$ و المتغير المعتمد Y مع تجنب عيوب الأسلوب اللامعلمي المتضمنة تدني دقة التقدير عند زيادة أبعاد المتغيرات التوضيحية X . اذ أن الغاية الأساسية من صياغة هذا الأنموذج هي تخفيض (أختزال) الأبعاد من خلال تحديد المتغيرات التوضيحية المهمة (المعنوية) و وضعها في مؤشر واحد مجتمعة. [٧]

وبين الباحثان Naik & Tsai عام (٢٠٠٢) ان بعض المتغيرات والتي لاصله لها بالموضوع (غير معنوية) قد تم تضمينها في الأنموذج والتي تكون ذات أبعاد مرتفعه فان الأنموذج سيعاني من تدني في دقة تقدير المعلمة فضلا" عن تدني في دقة التنبؤ (الباحث Al Thamعام (١٩٨٤)) و من ثم فمن المنطقي أستبعاد المتغيرات التوضيحية غير المعنوية من الأنموذج .[12]

واذا كانت دالة التوقع الشرطي (دالة الربط) g(.) مجهولة والتي نحتاج الى تقديرها باستعمال الطرائق اللامعلميه فأن أنموذج المؤشر الواحد شبه معلمي (SSIM) يوفر مواصفات (Specification) والتي هي أكثر مرونة من الأنموذج المعلمي ولكن يحتفظ بالعديد من الميزات المرغوب فيها للنماذج المعلمية و واحدة من هذه المواصفات هي تجنب تعدد الابعاد و ذلك لأن المؤشر $Xi^T \beta$ هي مجاميع لأبعاد X لتحقيق أختزال الأبعاد و من ثم فأن الفرق بين المقدر g(.) و الدالة الحقيقية يمكن أن يقترب من الصفر.[3]

و مما تقدم و من أجل تحليل أنموذج المؤشر الواحد شبه معلمي (SSIM) تم أستعمال بعض الطرائق شبه المعلميه فضلا" عن الطريقة المقترحة من قبل الباحث لتقدير و أختيار المتغيرات للأنموذج .

٢.هدف البحث : The aim of the research

تعد مسألة تطوير الطرائق شبه المعلميه لتحليل المتغيرات المتعددة بوجود بيانات كبيرة من الأمور المطلوبة بشكل كبير لذا أجبر الباحثين على الأتجاه إلى الأساليب الحديثة المتمثلة بالطرائق شبه المعلميه لتحليل البيانات والتي تزودنا بأستدلالات صحيحة في حالة عدم تحقق الشروط أو أن يكون هناك تركيب غير خطي للبيانات لذا تم أستعمال أنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (semi parametric single index model) لمعالجة مشكلة الأبعاد الكبيرة في البيانات من خلال هيكل المؤشر للأنموذج فضلا" عن أستبعاد المتغيرات غير المعنوية من الأنموذج وأختيار المتغيرات المعنوية التي لديها القدرة على التنبؤ ووضعها داخل المؤشر وهي خطوة مهمة جدا" في التحليل الأحصائي . ومن ثم بناء أنموذج فعال من خلال التوصل إلى أفضل طريقة بالأعتماد على معيار المقارنة ومعدل متوسط مربعات الخطأ (AMSE) .

٣. الجانب النظري:

١.٣ : أنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي Semi parametric single index model

تم أقتراح وأستعمال هذا الأنموذج من قبل الباحثين (Hardle &Stoker عام (١٩٨٩)) و الباحث (Ichimura عام (١٩٩٣)) و الذي يسمح لمتوسط الأستجابة ليكون دالة لامعلميه من التركيبات الخطية للمتغيرات التنبؤية (Predictive Variables) و صيغة هذا الأنموذج تكتب وفق الشكل الأتي:-[14]

$$Y = g\,(X^T \beta) + \in$$

ودالة التوقع الشرطي هي :

$$E\,[\,Y \mid X\,] = g\,(X^T \beta)$$

اذ أن :

β : تمثل متجه المعلمات (الجزء المعلمي)

$g\,(.)$:تمثل دالة الربط (الجزء اللامعلمي)

أن معظم النماذج التي تحتوي على كل من معلمة محدودة الأبعاد β المجهولة والتي تمثل الجزء المعلمي مع دالة ربط مجهولة $g(.)$ والتي تمثل الجزء اللامعلمي تدعى بالنماذج شبه المعلميه (Semi parametric Models) , اذ يعد هذا الأنموذج من أكثر النماذج شبه المعلميه شيوعاً و يستعمل على نطاق واسع في العلوم التطبيقية و جاءت التسمية لهذا الأنموذج لأن جميع المتغيرات التوضيحية تتلخص تحت مؤشر خطي واحد ($X^T \beta$). [2]

أي أن هذا الأنموذج يبحث في تركيبة خطية واحدة لـ P من المتغيرات التوضيحية و التي تستطيع الحصول على معظم المعلومات حول العلاقة بين المتغير المعتمد (الأستجابة) Y و المتغيرات التوضيحية X و من ثم تجنب مشكلة تعدد الأبعاد (Curse of dimensionality).[12] إذ عمل الباحثون على توسيع و تعميم لأنموذج الأنحدار الخطي العام (GLM) الآتي :[11]

$$y_i = \mathbf{x}_i^T\beta + \in_i \quad , \quad i = 1,2,\dots,n \qquad \text{--------------------------------} \qquad (1)$$

With $\quad E(\in_i \mid x_i) = 0$

و يمكن التعبير عن الدالة الخطية بالشكل الآتي :

$$m\,(x_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} = x_i^T\beta$$

اذ أن :

β : تمثل متجه المعلمات المجهولة $\qquad \beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)^T$

x_i^T : يمثل مصفوفة المتغيرات التوضيحية $\quad x_i^T = (1, x_{i1}, \dots, x_{ip})$ لـ ith من المشاهدات و من درجة n*p

وتعميمه إلى أنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) ليكون أكثر مرونة من الأنموذج الخطي العام من خلال السماح للعلاقات غير الخطية بين دالة المؤشر $X^T\beta$ و المتغير المعتمد Y . إذ يتم أستبدال الأنموذج (١-٢) الى الصيغة الآتية :-

$$y_i = g(\mathbf{x}_i^T \beta) + \in_i \quad , \quad i = 1,2,\dots,n \quad \text{----------------------------} \quad (2)$$

إذ تشير دالة الأنحدار أحادية المؤشر إلى :

$$E\,[\,Y \mid X = x\,] = g\,(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} = x_i^T\beta) = g\,(\,m\,(x_i))$$

$$g\,(x_i^T \beta) = E\,[\,Y_i \mid X = x_i]$$

بأفتراض إن $m\,(xi)$ هي دالة مجهولة و تمثل دالة التمهيد .

اذ أن :

(x_i, y_i) : تشير إلى عينة مستقلة و متماثلة التوزيع (iid) .

$y_i \in R$: يمثل متجه المتغير المعتمد لـ ith من المشاهدات من درجة n*1 .

$x_i \in R$: يمثل مصفوفة المتغيرات التوضيحية لـ ith من المشاهدات من درجة n*p .

β : يمثل متجه المعلمات المجهولة من درجة p*1 و يجب تقديرها بحيث تحقق شروط تشخيص الأنموذج و هي : β : $\|\beta\| = 1$ or $^{T}\beta = 1$ و أول مركبة تكون موجبة ($\beta_1 > 0$)

g(.) : تمثل دالة التوقع الشرطي (دالة الربط) أحادي المتغير المجهولة و يجب تقديرها و تكون من درجة n*1 .

$x_i^T\beta$: تمثل دالة معلومة للمعلمة β وتدعى بدالة المؤشر (Index) .

$\in_i \in R$: تمثل الخطأ العشوائي ذات توزيع طبيعي مستقل و متماثل (iid) و له متوسط صفر و تباين محدد .

$\in_i \sim N(0, \sigma^2)$ أي أن : σ^2

T : يمثل المبدلة (Transpose) .

و يمكن كتابة أنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) بصيغة المصفوفات و كما يأتي :

$$Y = g(X^T\beta) + \in$$

$$\begin{bmatrix} y1 \\ y2 \\ \vdots \\ \cdot \\ yn \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g(x_{i1}^T\beta) \\ g(x_{i2}^T\beta) \\ \cdot \\ \vdots \\ g(x_{in}^T\beta) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \in i1 \\ \in i2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \in in \end{bmatrix}$$

اذ أن :

$$x_i^T = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$$
where $i = 1,2, \dots, n$
$j = 1,2,\dots ,p$

ولكون دالة الربط مجهولة فأن الأنموذج يدعى بأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي semiparametric single index model (SSIM) والمبين في الصيغة (٢) والهدف هو تقدير متجه المعلمات β المجهولة ودالة الربط g (.) المجهولة وأجراء التقدير للأنموذج يتكون من خطوتين في الخطوة الأولى تقدير متجه المعلمات β وفي الخطوة الثانية يتم حساب قيم دالة المؤشر الخطي $x_i^T\hat{\beta}$ وأخيرا" تقدير دالة التوزيع والتي تدعى بدالة الربط g (.) المجهولة والحصول عليها من خلال أستعمال الأنحدار اللامعلمي لـY على $x_i^T\hat{\beta}$. [2]

اذ يمكن التركيز على طريقة المربعات الصغرى الأعتيادية (OLS) لتقدير متجه المعلمات β مع نفس نسبة التقارب لتلك المتحققة في الأنموذج المعلمي و من ثم فأن أنموذج المؤشر الواحد (SIM) هو أنموذج معلمي دقيق لتقدير β ذات بعد واحد، مع ملاحظه أن الحد الثابت (intercept) . β هو غير قابل للتشخيص في هذا السياق لان المؤشر الخطي $x_i^T\beta$ يتضمن على المتغيرات التوضيحية المعنوية فقط لذلك لا يستعمل في تقدير الحد الثابت . β لعدم تاثيرها على أي متغير.

وكذلك يعد أنموذجا" لامعلميا" من خلال تقدير دالة الربط g(.) و هذه هي ميزة أختزال البعد لأنموذج المؤشر الواحد (SIM) ، و يتم ذلك عند تحديد دالة المؤشر($x_i^T\hat{\beta}$) فان تقدير الدالة g(.) يكون من خلال أي ممهد أنحدار لامعلمي يعتمد على البيانات ($x_i^T\hat{\beta}$، y_i) و يمكن أستعمال مقدر ناداريا- واتسون (Nadaraya – Watson estimator) أو مقدر الأنحدار الخطي الموضعي (Local Linear regression (estimator(LLRE) مما ينتج : [7]

$$\hat{Y_i} = \hat{g}(x_i^T\hat{\beta}) \quad \text{--} \quad (٣)$$

٢.٣ : تحليل أنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي

Analysis of semi parametric single index model

أقترحت العديد من طرائق التقدير لأنموذج المؤشر الواحد (SIM) والتي يمكن تصنيف معظمها الى ثلاث فئات و هي كالأتي :-[1][8]

الفئه الأولى: تركز هذه الفئه على تقدير المعلمات β المجهولة من خلال أستعمال الطرائق الأتية

١. طريقة تقدير متوسط المشتقة .

method (ADE).The Average Derivative Estimation Method

وهذه الطريقه مقترحه من قبل الباحثين hardle & Stoke عام (١٩٨٩) .

٢. طريقة الهيكلية المتكيفة

The Structure adaptive method

و هذه الطريقة مقترحة من قبل الباحث Hristoche عام (٢٠٠١) .

٣. طريقة المنتج الخارجي للتدرجات

The outer product of gradients method

وهذه الطريقة مقترحة من قبل الباحث Xia وآخرون عام (٢٠٠٢) .

الفئة الثانية : تركز هذه الفئة على تقدير دالة الربط g(.) المجهولة ومتجه المعلمات β في آن وحد من خلال أستعمال الطرائق الآتية :-

١.طريقة المربعات الصغرى شبه المعلميه

parameteric Least square method. (SLS) method Semi

٢.طريقة المربعات الصغرى شبه المعلمية الموزونة

parametric Least square method . (WSLS) method Weighted semi

وهذه الطرائق مقترحة من قبل الباحث Ichimura عام (١٩٩٣) .

٣.طريقة تقدير آدنى معدل تباين

(MAVE) method.The minimum Average variance estimation method

وهذه الطريقة مقترحة من قبل الباحث Xia وآخرون عام (٢٠٠٢) .

الفئة الثالثة : تركز هذه الفئة على الانحدار المعكوس inverse regression و هو تطوير للحد من البعد بأستعمال طريقة أختزال البعد الكافي Sufficient dimension reduction. (SDR)method للباحث Li وآخرون عام (١٩٩١) .

و في بحثنا هذا تم أستعمال فئة جديدة تركز على أختيار المتغير و تقدير دالة الربط g(.) ومتجه المعلمات β في آن واحد لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي من خلال أستعمال فئة من طرائق المربعات الصغرى الجزائية (PLS) Penalized least squares methods منها :

١. طريقة لاسو (Lasso) و تعني :

Least absolute shrinkage and selection operator Method . (lasso) method

و هذه الطريقة مقترحة من قبل الباحث Tibshirani عام (١٩٩٦) .

٢. طريقة لاسو التكيفية (ALasso) و تعني :

Adaptive Least absolute shrinkage and selection operator method.

وهذه الطريقة مقترحة من قبل الباحث Zou عام (٢٠٠٦) .

٣.٣: طرائق التقدير شبه المعلميه Semiparametric estimation methods

ظهرت العديد من أساليب وتقنيات تقدير و أختيار المتغيرات في النماذج شبه المعلميه في العقدين الماضيين الأمر الذي أدى إلى تحسن كبير في كل من دقة التنبؤ و الكفاءة الحسابية لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) و فيما يلي بعض الطرائق المستعملة في هذا البحث :-

(١.٣.٣) طريقة تقدير التباين لأدنى معدل Minimum average variance estimation (MAVE) Method

أقترح الباحثون Xia , Tang , Li & Zhu عام (٢٠٠٢) طريقة تقدير عامة تدعى طريقة تقدير التباين لأدنى معدل (MAVE) و تعني (Minimum average variance estimation) للنماذج شبه المعلمية (Semiparametric models) و من ضمنها أنموذج المؤشر الواحد (Single index model) إذ بين الباحثون أن هذه الطريقة مرنه لتتحد مع غيرها من الطرائق من أجل أدماج المتطلبات الأحصائية الأضافية . وأظهروا أن لها ميزة هامة أخرى هي أنها سهلة التنفيذ و توافر الخوارزميات لها .

إن التقدير للنماذج شبه المعلميه و خاصة تلك التي تحتوي على مؤشر واحد تحتاج إلى حل معقد لمسألة التقليل غير الخطية و التي يمكن أن تكون صعبة والأسلوب المستعمل هو طريقة نيوتن رافسن (Newton – Raphson method) لدالة الربط المجهولة وهي التي نحتاجها و مع ذلك فاننا نعلم أن تقدير المشتقات يمكن أن تكون معقدة ولذلك فأن طريقة نيوتن رافسن لا تعمل بشكل جيد بدلا" من ذلك فأن طريقة ـــ (MAVE) توفر أسلوب بسيط للحساب من خلال التقريب الخطي الموضعي (Local linear approximation) بحيث يتم في النهائية تحويلها إلى مسائل للتقليل الخطي (Linear minimization) و العديد من الخوارزميات هي كفوءة و متاحة اذ يكون أجراء التقدير هو تقليل الآتي :

$$\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\{y_i - a_j - b_j X_{ij}^T\beta\}^2 . w_{ij} \qquad \text{---------------------} \qquad (4)$$

و الخوارزمية الآتية توضح طريقة (MAVE) التي يمكن من خلالها تقدير متجه المعلمات (β) ودالة الربط أو(دالة التوقع الشرطي) g($X^T\beta$) في آن واحد لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) وعلى النحو الآتي :-[11][13]

__الخطوة (٠)__ : نفرض تقدير أولي (أبتدائي) للمعلمة ($\beta^{(0)}$) بأستعمال طريقة المربعات الصغرى الأعتيادية (OLS) .

__الخطوة (١)__ : نضع $\beta^{(0)} = \beta$ و نحسب متجه الحل (a_j , b_j) المتوفر من خلال نظرية المربعات الصغرى الموزونة و تعطى من خلال الصيغة الآتية :-

$$\begin{pmatrix}\hat{a}_j\\ \hat{b}_j\end{pmatrix} = [\sum_{i=1}^{n} k_h(X_{ij}^T\beta)\begin{pmatrix}1\\ \frac{x_{ij}^T\beta}{h}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}1\\ \frac{x_{ij}^T\beta}{h}\end{pmatrix}^T]^{-1}\sum_{i=1}^{n} k_h\ (X_{ij}^T\beta)\begin{pmatrix}1\\ \frac{x_{ij}^T\beta}{h}\end{pmatrix} Y_i$$

اذ أن :

h : تمثل عرض الحزمة التي يتم أيجادها باستعمال طريقة (CV) .

k(.) : تمثل دالة kernel و تم أستعمال دالة Gaussian .

__الخطوة (٢)__ : نثبت قيمة ($\hat{b}_j$ ، $\hat{a}_j$) ثم تقدير متجه المعالم β من خلال الصيغة الآتية :-

$$\hat{\beta} = \{\sum_{i,j}^{n} k_h\ (X_{ij}^T\beta)(\hat{b}_j)^2 . X_{ij}\ X_{ij}^T\}^{-1} . \sum_{i,j}^{n} k_h\ (X_{ij}^T\beta)\hat{b}_j\ X_{ij}\ (y_i - \hat{a}_j)$$

__الخطوة (٣)__ : نضع تقدير β الذي تم الحصول عليه في الخطوة (٢) و نكرر الخطوتين (١) و (٢) حتى التقارب مع

$$= \frac{\hat{\beta}}{\|\hat{\beta}\|}\ \hat{\beta}^{MAVE}$$

والمتجه الأخير هو متجه مقدر MAVE لـ $\beta^{(0)}$ و يعرف من خلال $\hat{\beta}^{MAVE}$.

وتقدير دالة الربط g(.) يكون (u ، $\hat{\beta}^{MAVE}$) $\hat{a}_j = \hat{g}$

(٣ .٢.٣) طريقة تقدير التباين لأدنى معدل مع دالة جزاء لاسو

LASSO penalty **with**Minimum average variance estimation (MAVE) Method function (LASSO-MAVE) Method .

و في عام (٢٠٠٨) أقترح الباحث (Chen Lei Leng) طريقة تقدير (MAVE) مع دالة جزاء (Lasso) لأنموذج المؤشر الواحد لتقدير و آختيار المتغير في آن واحد .[3][12][13]

اذ أن دالة جزاء (Lasso) تدعى أيضاً بدالة جزاء ـــ L_1 وهي شائعة وتستعمل لأختيار المتغير (Variable selection) لطريقة (Lasso) و تعني (Least absolute shrinkage and selection operator)

و المقترحة من قبل الباحث (Tibshirani) عام (١٩٩٦) و بين أن فكرة هذه الطريقة يمكن تطبيقها على مختلف النماذج الأحصائية ، [10] وتعمل هذه الطريقة على تقليل مجموع مربعات البواقي وتخضع للقيد (مجموع القيم المطلقة للمعاملات يكون اقل من ثابت معين وليكن t) وبالشكل الآتي :-

$$\hat{\beta}^{Lasso} = \text{argmin SSE} \quad \text{subject to} \quad \sum_{j=1}^{p} |\hat{\beta}_j^{Lasso}| \le t \quad \text{constant}$$

β

فأذا كان الثابت (t) والذي يمثل معلمة السيطرة (التقلص) أكبر من $\sum_{j=1}^{p} |\hat{\beta}_j^{ols}|$ فأن خوارزمية (Lasso) تتبع نفس تقدير طريقة المربعات الصغرى الأعتيادية (OLS) .

و اذا كانت $\sum_{j=1}^{p} |\hat{\beta}_j^{ols}| > t > ٠$ فأن المسالة تساوي :

$$\hat{\beta}^{Lasso} = \text{argmin} \{ SSE + \lambda \sum_{j=1}^{p} |\hat{\beta}_j^{Lasso}| \} \quad \text{-----------------------} \quad (5)$$

β

اذ أن

$\lambda \sum_{j=1}^{p} |\hat{\beta}_j^{Lasso}|$: تمثل دالة جزاء Lasso

λ : تمثل معلمة الضبط (Tuning parameter) أو معلمة الجزاء (Penalty parameter) و تكون قيمتها أكبر من الصفر.

و بسبب طبيعة هذا القيد فأن طريقة ـــ (Lasso) تميل إلى إنتاج بعض المعاملات و التي هي بالضبط تساوي صفر ومن ثم تعطي نماذج قابلة للتفسير . و تشير معظم دراسات المحاكاة إلى أن طريقة ـــ (Lasso) تتمتع ببعض الخصائص لكل من أختيار المجموعة الجزئية وأنحدار الحرف وتنتج نماذج قابلة للتفسير تشبه أختيار المجموعة الجزئية ويسلك أستقراء أنحدار الحرف . [6][10] .

ففي عام (١٩٩٦) أستعمل الباحث (Tibshirani) طريقة ـــ (Lasso) لتقدير و أختيار المتغير للأنموذج الخطي العام (GLM) و بين أن هذه الطريقة تقلص بعض المعاملات و يضع المعاملات الأخرى مساوية للصفر ونتيجة لذلك فانه يختزل تقدير التباين مع توفير أنموذج نهائي و يعرف مقدر ـــ (Lasso) من خلال الصيغة الآتية :-[8]

$$\hat{\beta}^{Lasso} = \text{argmin} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij})^2 \quad \text{subject to} \quad \sum_{j=1}^{p} |\hat{\beta}_j^{Lasso}| \le t$$

β

Or equivalently

$$\hat{\beta}^{Lasso} = \text{argmin}\{ \sum_{i=1}^{n} (y_i - \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} |\hat{\beta}^{Lasso}| \} \quad \text{---------} \quad (6)$$

و أظهرت أن القيم الصغيرة لـ t (معلمة التقلص) و القيم الكبيرة لـ λ (معلمة الضبط) تنتج كمية عالية من التقلص. وأن جميع حلول تقديرات Lasso تعتمد على قاعدة مستوى العتبة (Saft – thresholding) عندما يكون X هو (Orthonormal) أي أن : $X^T X = I$ وبالشكل الآتي :-

$\hat{\beta}^{\,Lasso} = \text{sign}\,(\hat{\beta}_j^{\,OLs})\,(\hat{\beta}_j^{\,OLs} - \lambda\,)\,+ \qquad , j = 1 , 2 , \ldots , p$

$$\hat{\beta}^{\,Lasso} = \begin{cases} \hat{\beta}_j^{\,OLs} - \lambda & \text{if} \quad \hat{\beta}_j^{\,OLS} > \lambda \\ 0 & \text{if} \quad |\hat{\beta}_j^{\,OLS}| \le \lambda \\ \hat{\beta}_j^{\,OLs} + \lambda & \text{if} \quad \hat{\beta}_j^{\,OLS} < -\lambda \end{cases} \qquad \text{-------------} \qquad (7)$$

اذ أن :

اشارة (+) : تدل على الجزء الموجب داخل القوسين .

λ : تمثل معلمة الضبط ويتم اختياها باستعمال طريقة **BIC** الاتية :

$$\text{BIC}\,(\lambda) = \log\,(\hat{\sigma}) + \text{df}\,(\lambda)\,\frac{\log(n)}{n} \qquad \text{-----------------------------} \;(8)$$

اذ أن :

$\hat{\sigma}$: تمثل القيمة التقديرية للأنحراف المعياري للخطأ العشوائي و يحسب وفق الصيغة الآتية :

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{n-d}\,\sum_{i=1}^{n}\,[\,yi - \,\hat{g}\,(\,x_i^T\,\hat{\beta}\,)]^2} \qquad \text{--------------------------} \qquad (\,9)$$

d : تمثل البعد لـ $\hat{\beta}$

$\hat{g}\,(\,x_i^T\,\hat{\beta}\,)$: تمثل القيمة التقديرية لدالة الربط .

df (λ) : تمثل درجة حرية الأنموذج و تحدد من خلال عدد المعالم المقدرة غير الصفرية في $\hat{\beta}$ كما يرى الباحثون Tibshirani , Zou & Hastie عام (٢٠٠٧) .

n : يمثل حجم العينة

λ : تمثل معلمة الجزاء أو معلمة الضبط .

ونتائج معلمة الجزاء أو معلمة الضبط المثلى تعرف من خلال $\hat{\lambda}_{BIC}$.

و مما تقدم فانه يمكن تطبيق فكرة Lasso لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) و الحصول على التقديرات من خلال الصيغة الآتية :

$$Q\,(\hat{g}\,,\hat{\beta}) = \text{argmin}\,\{\,\sum_{i=1}^{n}\,(\,y_i - g\,(x_i^T\,\beta))^2 + \lambda\,\sum_{j=1}^{p}\,|\,\beta_j^{Lasso}\,|\}\;\text{----------}(10)$$

و عندما يكون البعد ـــ P كبيرا" تظهر ما يسمى بمشكلة تعدد الأبعاد (Curse of dimensionality) و عادةً تكون المعاملات مبعثرة (Sparse) و نتيجة لذلك فأن العديد من المعاملات أصفار و لتحديد المتغيرات مع المعاملات غير الصفرية تلقائيا" و إلى تقدير أنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) أقترح الباحث Tibshirani عام (١٩٩٦) أستعمال دالة جزاء ـــ L_1 (L_1 – Penalty function) و يمكن أيضاً تنفيذ أختيار المتغير و تقدير الأنموذج في آن واحد من خلال فرض جزاء ـــ L_1 (جزاء لاسو) .

و فكرة طريقة (MAVE) مع دالة جزاء لاسو (Lasso) هي الحاجة الى تقدير المؤشر الواحد (Single – index) من خلال الصيغة الآتية :-[4]

$$\hat{\beta}^{LASSO-MAVE} = \underset{\substack{\beta:\ \|\beta\|=1 \\ a_j, b_j, j = 1,2,\ldots n}}{\text{argmin}}\,\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\{y_i - a_j - b_j X_{ij}^T\beta\}^2 .\,w_{ij} + \lambda\sum_{k=1}^{p}|\beta_k| \;\text{---}\;(11)$$

اذ أن :

w_{ij} : تمثل وزن kernel و هو دالة للمسافة بين Xi و Xj و يحقق $\sum w_{ij} = 1$.

||.|| : تمثل القاعدة الأقليدية و ان : $|\beta_k| = |\beta_1| + \dots + |\beta_p|$

الحساب لمسألة التقليل المذكورة آنفاً يمكن أن تحلل الى تقليل مسألتين :
وفق الخوارزمية (LASSO – MAVE) لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM).

<u>الخطوة (٠)</u> : نفرض تقدير أولى (أبتدائي) للمعلمة $\beta^{(0)}$ بأستعمال طريقة المربعات الصغرى الأعتيادية (OLS) أو أي متجة أعتباطي من درجة (P).

<u>الخطوة (١)</u> : يتم تثبيت $\hat{\beta}^{(0)} = \hat{\beta}$ و نحسب متجه الحل إلى (a_j , b_j) من خلال الصيغة الآتية:

$$= \left\{ \sum_{i,j}^{n} w_{ij}^{\hat{\beta}^{(0)}} \begin{pmatrix} 1 \\ X_{ij}^T \hat{\beta} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ X_{ij}^T \hat{\beta} \end{pmatrix}^T \right\}^{-1} . \sum_{i,j}^{n} w_{ij}^{\hat{\beta}^{(0)}} \begin{pmatrix} 1 \\ X_{ij}^T \hat{\beta} \end{pmatrix} Y_i \begin{pmatrix} \hat{a}_j \\ \hat{b}_j \end{pmatrix}$$

اذ أن :

$$w_{ij}^{\hat{\beta}^{(0)}} = k_h\left(X_{ij}^T \hat{\beta}^{(0)}\right) = \frac{k\left(\frac{X_i^T \hat{\beta}^{(0)} - X_j^T \hat{\beta}^{(0)}}{h}\right)}{\sum_{i=1}^{n} k\left(\frac{X_i^T \hat{\beta}^{(0)} - X_j^T \hat{\beta}^{(0)}}{h}\right)}$$

<u>الخطوة (٢)</u> : يتم تثبيت $(\hat{b}_j ، \hat{a}_j)$ و تقدير متجه المعلمات β وفق الصيغة الآتية :

$$\hat{\beta}^{LASSO-MAVE} = \operatorname{argmin} \{ \sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{n} \{ y_i - \hat{a}_j - \hat{b}_j X_{ij}^T \beta \}^2 w_{ij}^{\hat{\beta}^{(0)}} + \lambda \sum_{k=1}^{p} |\beta_k| \}$$
$$a_j, b_j, \beta : \|\beta\| = 1$$

للتبيسط نفرض أن :

$$= Y_i \, (w_{ij}^{\hat{\beta}^{(0)}})^{1/2} - \hat{a}_j (w_{ij}^{\hat{\beta}^{(0)}})^{1/2} Y_{ij}^*$$
$$= \hat{b}_j \, X_{ij} \, (w_{ij}^{\hat{\beta}^{(0)}})^{1/2} X_{ij}^*$$

تصبح المسأله التي تقلل بالشكل الآتي :

$$\hat{\beta}^{LASSO-MAVE} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{i,j=1}^{n} \{ Y_{ij}^* - X_{ij}^{*\,T} \}^2 + \lambda \sum_{k=1}^{p} |\beta_k| \right\}$$

<u>الخطوة (٣)</u> : يتم تكرار الخطوتين (١) و (٢) مع $\hat{\beta}^{(0)} = \frac{\hat{\beta}}{\|\hat{\beta}\|}$ حتى التقارب و المتجه الأخير هو متجه مقدر (LASSO – MAVE) لـ $\hat{\beta}^{(0)}$ و يعرف من خلال $\hat{\beta}^{LASSO-MAVE}$ و تقدير دالة الربط g(.) النهائي يكون: $\hat{a}_j = \hat{g}\,(u , \hat{\beta}^{LASSO-MAVE})$.

نلاحظ أن هناك حاجة إلى تحديد معلمة عرض الحزمة Bandwidth (h) و معلمة الضبط (الجزاء) λ .
لأيجاد معلمة عرض الحزمة (h) يمكن أستعمال طريقة العبور الشرعي Cross-validation (CV) أما بالنسبة لمعلمة الضبط (الجزاء) λ يمكن أستعمال معيار (BIC) .

(٣.٣.٣) الطريقة المقترحة:

طريقة تقدير التباين لأدنى معدل مع دالة جزاء – (Adaptive LASSO)

Minimum average variance estimation (MAVE) method With Adaptive least absolute shrinkage and selection operator (lasso) penalty function. (ALASSO – MAVE) Method

بين الباحث Tibshirani **في عام (١٩٩٦) أن أسلوب (** Lasso **) يفتقر إلى خصائص أوراكل (**Oracle properties**) كما توصل الباحثان** Fan &Li **عام (٢٠٠١) أن هذا الأسلوب لديه تحيز في تقدير المعاملات غير الصفرية الكبيرة و أظهروا أيضاً انه لا يمتلك خصائص أوراكل مما دفع الباحث** Zou **عام (٢٠٠٦) إلى أقتراح أسلوب جديد يدعى لاسو التكيفية (**Adaptive Lasso**) للنموذج الخطي العام إذ أن فكرة هذا الأسلوب يعمل على تعيين أوزان تكيفية مختلفة للمعاملات المختلفة الجزائية في دالة جزاء –** L_1 **مما يؤدي إلى زيادة الجزاء للمعاملات التي تقترب من الصفر و من ثم أختزال التحيز في تقدير الدالة و تحسين دقة أختيار المتغير .**[8].

و بين الباحث Zou **عام (٢٠٠٦) أن طريقة لاسو التكيفية (**ALasso**) هي طريقة وزن جزائية لدالة جزاء-** L_1 **لتقدير وأختيار الأنموذج في آن واحد و لها خصائص أوراكل المتمثلة بالطبيعي المحاذى و نسبة التقارب المثلى و الأتساق في أختيار المتغير .**

وصيغة مقدر (Alasso**) لمتجه المعلمات** β **لأنموذج الخطي العام (**GLM**) من خلال تقليل المعادلة الآتية** [6]:

$$\hat{\beta}^{ALASSO} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \{\sum_{i=1}^{n}(y_i - X_i^T\beta)^2 + \lambda\sum_{k=1}^{p}\hat{W}_k|\beta_k|\} \quad (12)$$

وبناءا" على ما تم ذكره آنفا" فأن مقدر لاسو التكيفية (Alasso**) لـ** $\hat{\beta}$ **و لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (**SSIM**) يمكن الحصول عليه من خلال الصيغة الآتية :-**

$$\hat{\beta}^{ALASSO} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \{\sum_{i=1}^{n}(y_i - g(X_i^T\beta))^2 + \lambda\sum_{k=1}^{p}\hat{W}_k|\beta_k|\} \quad (13)$$

اذأن:

$\lambda\sum_{k=1}^{p}\hat{W}_k|\beta_k|$ **: تمثل دالة جزاء - (**Alasso**) مع معلمة الضبط (**λ**) .**

$w = (w_1, w_2, \dots, w_p)$ **: تمثل الأوزان التكيفية (**Adaptive weight**) و بين الباحث** Zou **أنه إذا كان أختيار الأوزان (**w_k**) بكفاءة وبطريقة تعتمد على البيانات فأن طريقة لاسو التكيفية (**Alasso**) يمكن أن نحقق خصائص أوراكل بحيث ينفذ كما لو كان الأنموذج الصحيح معروف و قد أقترح أستعمال الأوزان المقدرة وبالشكل الآتي :-**

$$\hat{W}_k = \frac{1}{|\hat{\beta}_k|^{\gamma}} \quad , \qquad k = 1,2,\dots,p$$

من خلال أستعمال تقديرات المربعات الصغرى الأعتيادية (OLS**) لأختيار** $\hat{W}_k$ **اذأن** $\hat{\beta}_k$ **تمثل تقديرات (**OLS**) وهي مقدر أبتدائي متسق –** $\sqrt{n}$ **لـ** β **(يحتوي على** $\sqrt{n}$ **نسبة التقارب) .**

و أن γ **: يمثل معلمة الأنكماش و قيمتها أكبر من الصفر و نفترض أن تكون قيمتها تساوي واحد (** $\gamma = 1$ **)** [6][8].

وبناءاً على فكرة الباحثان (Zho & Zang He**) في عام (٢٠١١) اللذان أستعمالا طريقة النوع –** Lasso **و طريقة –** SCAD **لتقدير وأختيار المتغير لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (**SSIM**) تم اقتراح خوارزمية من قبل الباحث لطريقة (**Adaptive LASSO- MAVE**) من خلال دمج دالة الخسارة لطريقة –**MAVE **مع دالة جزاء -** Adaptive LASSO **وتوظيفها لتقدير و أختبار المتغير لأنموذج المؤشر الواحد في المعادلة الآتية :-**[5]

$\sum_{i=1}^{n}[y_i - a - b(X_i^T\beta - u)]^2 K_h(X_i^T\beta - u)$ -------------------------------- (١٤)

وتم أستعمال طريقة المربعات الصغرى الجزائية لدالة جزاء (ALASSO) لمسألة تقليل المعادلة الآتية و التي تعرف بدالة الهدف :-

$$\min_{a,b,\ \beta,\|\beta\|=1} = \sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\left[y_i - a_j - b_j\beta^T(x_i - X_j)\right]^2 w_{ij} + \lambda\sum_{k=1}^{p}\hat{w}_k|\beta_k| \quad \text{-----} \quad (١٥)$$

نلاحظ أن الجزء الأول للمعادلة (١٥) هو دالة الخسارة إلى طريقة – (MAVE) لتقدير قيمة المعلمات β ولها جمع داخلي هو :-

$$\sum_{i=1}^{n}\left[y_i - a_j - b_j\beta^T(x_i - X_j)\right]^2 w_{ij}$$

و الجزء الثاني للمعادلة (١٥) يمثل دالة جزاء لاسوالتكيفية (Adaptive lasso penalty function)

وهذا الجزء يجعل $\hat{\beta}$ متناثرة (Sparsity) و من ثم يؤدي إلى أختيار المتغير (Variable selection) .

و يمكن تلخيص الخوارزمية المقترحة لطريقة (ALASSO – MAVE) لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) و التي تعمل على تقدير و أختيار المتغير في آن واحد بالخطوات الآتية :-

<u>الخطوة (٠)</u> : نحصل على تقدير أولي (أبتدائي) لـ β وليكن $\hat{\beta}^{(0)}$ بطريقة المربعات الصغرى الأعتيادية (OLS) و نفرض أن :

$$\hat{\beta} = \frac{\hat{\beta}^{(0)}}{\|\hat{\beta}^{(0)}\|}\ \text{sign}\ (\hat{\beta}_1^{(0)})$$

اذ أن :

sign $(\hat{\beta}_1^{(0)})$: يمثل أشارة العنصر الأول لـ $\hat{\beta}^{(0)}$ و قيمته أكبر من الصفر و أن $\|\hat{\beta}\| = ١$ لغرض التشخيص.

<u>الخطوة (١)</u> : نحدد $\hat{\beta}$ و يتم الحصول على $\{\hat{a}_j, \hat{b}_j\}_{j=1}^{n}$ من خلال حل المعادلة الآتية :-

$$(\hat{a}, \hat{b}) = \underset{a_j, b_j}{\text{argmin}} \sum_{i=1}^{n}\left[y_i - a_j - b_j(x_i - X_j)^T\hat{\beta}\right]w_{ij}$$

إذ أن :

$$W_{ij} = \frac{k\left(\frac{X_i^T\hat{\beta} - X_j^T\hat{\beta}}{h}\right)}{\sum k\left(\frac{X_i^T\hat{\beta} - X_j^T\hat{\beta}}{h}\right)}$$

k(.) : تمثل دالة kernel المتماثلة و تم أستعمال دالة (Gaussian) .

h : تمثل معلمة عرض الحزمة (Bandwidth) و نختارها لتكون الأمثل و تحسب من خلال طريقة العبور الشرعي (CV) .

<u>الخطوة (٢)</u> : نحدد $\{\hat{a}_j, \hat{b}_j\}_{j=1}^{n}$ للحصول على $\hat{\beta}^{ALASSO-MAVE}$ من خلال حل المعادلة الآتية :-

$$\hat{\beta}^{ALASSO-MAVE} = \underset{\beta}{\text{argmin}}\left\{\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\left[y_i - \hat{a}_j - \hat{b}_j(X_i - X_j)^T\beta\right]^2 W_{ij} + \lambda\sum_{k=1}^{p}\hat{W}_k|\beta_k|\right\}$$

و يمكن تبسيطها بالشكل الآتي :-

$$\hat{\beta}^{ALASSO-MAVE} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{\sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{n} \left[Y_{ij}^{*} - X_{ij}^{*T}\beta\right]^{2} W_{ij}^{*} + \lambda \sum_{k=1}^{p} \widehat{W}_{k} \left|\beta_{k}\right|\right\}$$

اذ أن :

$$Y_{ij}^{*} = y_i - \hat{a}_j$$

$$X_{ij}^{*} = \hat{b}_j \left(X_i - X_j\right)^{T}$$

في الخطوة الثانية يتم تقدير β للمشاهدات $\left\{Y_{ij}^{*}, X_{ij}^{*}\right\}_{i,j=1}^{n}$ مع الأوزان $\left\{W_{ij}^{*}\right\}_{j=1}^{n}$.

الخطوة (٣) :يتم الأستمرار بتكرار الخطوتين (١) و (٢) حتى التقارب و يكون التقدير النهائي لـ $\hat{\beta}^{ALASSO-MAVE}$.

و التقدير النهائي لـ g(.) هو $\hat{a} = \hat{g}$ (u ،$\hat{\beta}^{ALASSO-MAVE}$) ويتم الحصول عليه من خلال حل المعادلة الآتية :-

$$(\hat{a}\ ,\ \hat{b}) = \underset{a,b}{\operatorname{argmin}} \left\{\sum_{i=1}^{n} \left[y_i - a - b\left(X_i^{T}\hat{\beta}^{ALASSO-MAVE} - u\right)\right]^{2} k\left(\frac{X_i^{T}\hat{\beta}^{ALASSO-MAVE} - u}{h}\right)\right\}$$

٤ .معايير المقارنة:- [9]

هناك العديد من المعايير تقيس مقدار الكفاءة في تقدير دالة الأنحدار التي تم تناولها نظرياً لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي , إذ تم أستعمال المعيار الآتي :-

1.4: معيار (AMSE)

و يمثل معدل متوسط مربعات الخطأ (Average Mean squares error)

ويعطى بالصيغة :-

$$AMSE = \frac{1}{n} E \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \hat{g}(X_i^{T}\hat{\beta})\right)^{2} \quad \text{-------------------------(16)}$$

اذ ان

$\hat{g}$(.) : تمثل القيم التقديرية لدالة الربط g(.) .

n : يمثل عدد المشاهدات .

ويكون الأنموذج الأفضل الذي يعطي أقل قيمة لـ (AMSE) .

5.الجانب التجريبي:

تم في هذا المبحث استعمال الاسلوب التجريبي (المحاكاة) في مقارنة طرائق التقدير شبه المعلميه لانموذج المؤشر الواحد لبيان افضل الطرائق المستعملة والتي تمثل البيانات تمثيلا" سليما" .

لقد تضمنت تجارب المحاكاة الحالات الافتراضية المبينة في الجدول رقم (١) لغرض تقدير وأختيار المتغير لأنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي (SSIM) وتحليل الجزء المعلمي واللامعلمي للانموذج من خلال تطبيق طرائق التقدير شبه المعلميه المستعملة في هذا البحث التي يتم من خلالها تحقيق هدف البحث .

وتم الأعتماد على برنامج(R-package) للحصول على النتائج .

جدول رقم (١) يمثل القيم الافتراضية لتجارب المحاكاة

Experiment	P	σ =1	$\sigma = 0.5$	σ =0.1
		n	n	n
I	٧	٥٠ 100 200	٥٠ 100 200	٥٠ 100 200

اذ أن كل تجربة من التجارب الثلاث بحثت عند ثلاثة مستويات للتباين (σ =1,0.5,0.1) وبحجوم عينات مختلفة وهي (n = 50 , 100, 200) وعدد متغيرات توضيحية(p=7) وكررت كل تجربة (٤٠٠) مرة.ولكل دالة من الدوال المدروسة الآتية :

الدالة الاولى [١] $= \exp(X^T\beta)\ \ g(X^T\beta)$

الدالة الثانية [٥] $g(X^T\beta) = \sin(X^T\beta)$

مـــــــــع القـــــــــيم الافتراضـــــــــية لمتجـــــــــه المعلمـــــــــات الاتيـــــــــة

$$\hat{\beta}^{(0)} = (-0.001, -0.002, 0.000, 0.000, 0.310, 0.310, -0.210)^T$$

اذ تم الحصول عليها من البيانات الحقيقية باستعمال طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS).

مناقشة نتائج تجارب المحاكاة:

في هذا الجزء سيتم عرض وتحليل نتائج تجارب المحاكاة في تقدير وأختيار المتغير للأنموذج قيد البحث وتحليل الجزء المعلمي واللامعلمي ولمختلف دوال الأنحدار المستعملة . ومن الجدير بالذكر انه تم أستعمال دالة Gaussian kernel لأختيار الدالة اللبية kernel وبالاعتماد على برنامج R تم تطبيق الأفكار النظرية الواردة في الفصل الثاني وتم الحصول على النتائج لكل دالة من الدوال المستعملة بالاعتماد على برنامج R والموضحة من جدول رقم (٢) الى جدول رقم (١٣) والتي سيتم تحليلها لاحقا".

جدول رقم (٢)

يمثل القيم التقديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما (σ =1 , n=50 , p=7)

functions	parameters	methods					
		LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE **estsugg-method**	
		Beta	**MSE**	**Beta**	**MSE**	**Beta**	**MSE**
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	٠.١٩٦٠٤٣	٠.٠٤١٤٤	٠.١٩٧٣٣١	٠.٠٤٢١٢	٠.٠٨٠٥٠٧	٠.٠٢٢١٠
	$\bar{\beta}_2$	٠.٢١٥٩٤٩	٠.١٥٨٣٩	٠.٢١٩٣٤٦	٠.١٥٥٤٦	٠.٢٣٩٤٣٣	٠.١٧٢٩٤
	$\bar{\beta}_3$	٠.٣٥٠٠١٠	٠.١٦٧٣٣	٠.٣٥١١٢١	٠.١٦٨٣٩	٠.٣٢٩٦٠٣	٠.١٤٦٥١
	$\bar{\beta}_4$	٠.٢٤٣٨٠٢	٠.٠٦٦٥٣	٠.٢٦٢٠٠٧	٠.٠٧١٦٩	٠.١٨٠٥٥٤	٠.٠٩٧٨٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٦٣٤٨٣٩	٠.٢٥٠٧٥	٠.٦٢٨٨٥٤	٠.٢٤٢٤٩	٠.٦٦٣٦٨٩	٠.٢٨٢٦٩
	$\bar{\beta}_6$	٠.٢٦١٥١٦	٠.٠٩٦٢٥	٠.٣٠٠٠٢٥	٠.٠٦٤٠٦	٠.٢٤٣٠٨٩	٠.١٢٢٦٦
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٠٤٣٦٨٤	٠.١٤٢٤٠	٠.٠٣٣٤٩٨-	٠.١٣٧٧٦	٠.٠٦٦٢٦١-	٠.١١٢٢٠
	$\bar{\beta}_1$	٠.٢١٧٥٠٧	٠.٠٤٨٩٦	٠.٢٢٧٢٢	٠.٠٥٣٢٧	٠.٠٥١٦٥٨	٠.٠٠٨١١

الدالة الثانية	$\bar{\beta}_2$	٠.١٨٥٨٩٣	٠.٥١٩٤٧	٠.١٧٩٢٥٨	٠.٥٠٦٧١	٠.٢٧٣٧٩٧	٠.٤٠٩٤٧
	$\bar{\beta}_3$	٠.٠٧٥٣٢١	٠.٠٠٧٣٢	٠.٠٧١٨٢٦	٠.٠٠٨٤٩	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	٠.٠٤١٧٤٦	٠.٠٧٤٢٦	٠.٠٤٨٥٧٩	٠.٠٧٣٤٧	٠.١٣٦٢٠ـ٦	٠.٠٥٥٦٥
	$\bar{\beta}_5$	٠.٣٨٣٠٢٤	٠.٢٩٨٧٤	٠.٣٨٣١٩٠	٠.٢٩٣٥٧	٠.٤٠٦٠٣٢	٠.٥١١٥٤
	$\bar{\beta}_6$	٠.٤٨٤٨٣٠	٠.٠٣٢٤١	٠.٤٨٩٠٥٠	٠.٠٣٣٨٦	٠.٤٧٩٥٥٧	٠.١١٤٨٣
	$\bar{\beta}_7$	٠.١٢١٣٠٨	٠.٢٨٣٤٠	٠.١٢٣٩٤٨	٠.٢٨٦٤٣	٠.١١٥٨٥٧	٠.١٣٣٠٢

جدول رقم (٣)

يمثل القيم التقديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما (σ =٠.٥ , n=50 , p=7)

functions	parameters	methods					
		LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE method suggest	
		Beta	**MSE**	**Beta**	**MSE**	**Beta**	**MSE**
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	٠.٠٦١٢١٣	٠.٠١١١١	٠.٠٦٦٨٥٧	٠.٠١١٨٧	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	-٠.٠٢٦٨٣٠	٠.٠٤٦٨٦	٠.٠٢٦٥٤٥-	٠.٠٤٨٥٧	٠.٠٢٥٦٠٩	٠.٠٠٢٠٧
	$\bar{\beta}_3$	٠.٢٧٥٧٠٢	٠.١٤١٠١	٠.٢٧٦٣١٥	٠.١٣٩٧٨	٠.٢٠١١٤٥	٠.١٢١٣٧
	$\bar{\beta}_4$	-٠.٠٣٨٤٠٦	٠.٠٠٣٧٦	٠.٠٣٤٠٤١-	٠.٠٠٣٢٣	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٥٣٨٣٣٤	٠.٠٧٣٦٦	٠.٥٣٦٩٢١	٠.٠٧١٠٤	٠.٥٥١١٨٩	٠.٠٨٨٩٣
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦٧١٠١٩	٠.١٣٧١١	٠.٦٧٢٣٥١	٠.١٣٧١٤	٠.٦٨٧٣٢٧	٠.١٧٢٣٥
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٢٨٥٧٦٩	٠.٠٤٩٠١	٠.٢٨٧٩٨٨-	٠.٠٤٨٠١	٠.٢٣٥٧٦ـ٥	٠.١٧٢٣٥
الدالة الثانية	$\bar{\beta}_1$	٠.٠٤٩٧٩٥	٠.١٦٧٢٧	٠.١٠٠٤٢٦	٠.١٢٠٤٤	٠.٠١١١٣٠	٠.٠٩٦٥٩
	$\bar{\beta}_2$	٠.٥٢٥٥٢٥	٠.٣٣٦٨٧	٠.٤٧٢٨٥٦	٠.٢٥٣٢٨	٠.٥١٠٣٩١	٠.٣٢٠٨٧
	$\bar{\beta}_3$	٠.٢٢٣٩٥٤	٠.٠٧٣٦٩	٠.٢٧٦٢١٧	٠.٠٨٢١٠	٠.٢٢٥٦٥١	٠.١٠٠٥٤
	$\bar{\beta}_4$	٠.٣٠٩٦٨٤	٠.٠٩٩٤٦	٠.٢٨٢٥٧٦	٠.٠٨٨٩٢	٠.٣١٧٨٧٦	٠.١١٣١٤
	$\bar{\beta}_5$	٠.٤٣٩٠٥٢	٠.٠٢٥٨٩	٠.٥٠١٨٠٨	٠.٠٦٩٤٩	٠.٣٩٧٠٦٦	٠.٠٥٤٩٣
	$\bar{\beta}_6$	٠.٤٧٠٦٦٥	٠.٠٦٤٢٢	٠.٤٩٠٢٢٠	٠.٠٦٠١٣	٠.٥٢٠٣٧٩	٠.٠٩٨٣٢
	$\bar{\beta}_7$	٠.٠٢٦٧٦٢	٠.٠٨٣٠٩	٠.٠٩٤١٦٣	٠.٠٩٧٦٨	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٤٤١٠

جدول رقم (٤)

يمثل القيم قديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما (σ =0.1 , n=50 , p=7)

functions	parameters	LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE Suggest method	
		Beta	MSE	Beta	MSE	Beta	MSE
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	-٠.١١٨٥١٧	٠.٠١٨٨٣	-٠.١٠٩٩٦٣	٠.٠١٨٤٣	-٠.٠٩٠٦٢٦	٠.٠٢٤٤٥
	$\bar{\beta}_2$	٠.٠٤١٩٨٠	٠.٠٤٠٨٥	٠.٠٤٠١٨٩	٠.٠٣٩٤٩	-٠.٠٥٢٠٢٠	٠.٠٠٧٩١
	$\bar{\beta}_3$	-٠.٠٦٥١٨١	٠.٠٠٥٥٧	-٠.٠٦٧٦٧٤	٠.٠٠٦٩٩	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	٠.٢٢٩٩١٥	٠.٠٥٣٥٩	٠.٢٣٤٥١٣	٠.٠٥٦٠٨	٠.١٦٠٠٥٠	٠.٠٢٦٤٢
	$\bar{\beta}_5$	٠.٦٤٩٥٩٣	٠.١١٨٣٢	٠.٦٤٦٦٠٨	٠.١١٥٩٣	٠.٦٣٣٠٤٤	٠.١٠٥٨١
	$\bar{\beta}_6$	٠.٥١٩٩٦٥	٠.٠٤٠٩٥	٠.٥١٨٤٦٦	٠.٠٤٧٨٥	٠.٥٧٩٠١٢	٠.٠٩١٩٦
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٤٣٦٦٤١	٠.٠٨٥٥٦	-٠.٤٤٤٢٦٦	٠.٠٨٥١٢	-٠.٠٨٤٤٩٢	٠.٠٩٥٥٧
الدالة الثانية	$\bar{\beta}_1$	٠.٤١٥٣٨٧	٠.١٧٣٥٢	٠.٤١٦٢٠٧	٠.١٧٤١٨	٠.٤٠٩٠٨٢	٠.١٦٩٦٥
	$\bar{\beta}_2$	٠.٢٦٠٣١٦	٠.٠٧٢٩٢	٠.٢٦١٢١١	٠.٠٧٣٤٢	٠.٢٤٤٣٤٤	٠.٠٦٢٢٢
	$\bar{\beta}_3$	٠.٣٠٥٥٨٤	٠.١٠٨٤٨	٠.٣٠٧٨٣٠	٠.١٠٩٥٨	٠.٢٣٦٤٥٤	٠.٠٦٥٨٧
	$\bar{\beta}_4$	٠.٣٦٠٢٨٩	٠.١٠٤٣٦	٠.٣٠٦٩٩٥	٠.١٠٤٢٣	٠.٢٦٩٢٦٠	٠.١١٠٥١
	$\bar{\beta}_5$	٠.٤٤٨٨٣٥	٠.٠٩١٨٩	٠.٤٤٧٣٤٠	٠.٠٩٠١٧	٠.٤٦١٥٥٤	٠.١٢٧٣٧
	$\bar{\beta}_6$	٠.٤٧٦٩٢٢	٠.٠٠٠٩٩	٠.٤٧٦٢٢٣	٠.٠٠٠٩٤	٠.٥٠٦٩٤٥	٠.٠٠٠٩٧
	$\bar{\beta}_7$	٠.٢٥٢٥١٨	٠.٢١٨٥٧	٠.٢٥٤١٦٨	٠.٢١٩٩٧	٠.٢١٥٣٣٨	٠.٢١٨٥٦

جدول رقم (٥)

يمثل القيم التقديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما (σ=١،n= 100,p=7)

functions	parameters	LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE Suggest method	
		Beta	MSE	Beta	MSE	Beta	MSE
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	٠.٠٠٤١٤٧	٠.٠٠٤٧٦	-٠.٠٠٥٠٩٩	٠.٠٠٦٨٦	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	٠.٠٤١٠٠٦	٠.٠٠٢٠٦	٠.٠٥١٧٩٢	٠.٠٠٢٨٩	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_3$	-٠.٠٠٤٥٤٠	٠.٠٠٠٤٤	٠.٠٠٤٧٣٩	٠.٠٠٠١٠	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	٠.٠٤٣٥٢٣	٠.٠٠٦٢٢	٠.٠٤٠٩٩٨	٠.٠٠٦٧٤	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٦٩٣١٨٢	٠.١٤٧٠٦	٠.٦٩٣٥٧٥	٠.١٤٧٣٢	٠.٧٠٣١٠٦	٠.١٥٥٧٥
	$\bar{\beta}_6$	٠.٥٩٠٣٤٧	٠.٠٧٧٩٥	٠.٥٨٩٢٦٠	٠.٠٧٨٧٨	٠.٥٩٢٣٨٠	٠.٠٨٢٧١
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٤٠٢٣٥٦	٠.٠٣٧٠٨	-٠.٤٠٠٩٤٩	٠.٠٣٦٥٨	-٠.٣٩٠٤٢٣	٠.٠٣٢٩٢
الدالة الثانية	$\bar{\beta}_1$	٠.٠٤٩٠٧٤	٠.٠٠٢٥٤	٠.٠٥١٤٣٨	٠.٠٠٢٧٩	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	-٠.٠٢٠٩١٠	٠.٠٠٠٣٩	-٠.٠٢٠٧٣٧	٠.٠٠٠٣٧	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_3$	٠.٠٧٠٩١٠	٠.٠٠٤٩٦	٠.٠٧٢٤٢٤	٠.٠٠٥٢٤	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	-٠.٠٠٣٢٤٧	٠.٠٠٠٠٥	-٠.٠٠٢٢٦٦	٠.٠٠٠١٠١	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠٠

functions	parameter	LASSO-MAVE Beta	LASSO-MAVE MSE	MAVE Beta	MAVE MSE	ALASSO-MAVE Beta	ALASSO-MAVE MSE
	$\bar{\beta}_5$	٠.٦٢٥٢٦٣	٠.١٠١٠٠	٠.٦٢٦٦٢٧	٠.١٠١٨٩	٠.٦٣٦٥٩١	٠.١٠٨١٧
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦٩٦٥٥٣	٠.١٥٠٠١	٠.٦٩٥٩٣٢	٠.١٤٩٥٧	-٠.٦٩٨٤٩١	٠.١٥١٤٩
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٣٣٨٤٩٩	٠.٠١٧٠٩	-٠.٣٣٦٤٧٠	٠.٠١٦٥٠	-٠.٣٢٤٨٢٢	٠.٠١٣٧٩

جدول رقم (٦)

يمثل القيم التقديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما (σ=0.5،n= 100,p=7)

functions	parameter	methods					
		LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE uggestmethod s	
		Beta	MSE	Beta	MSE	Beta	MSE
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	٠.٠٢١٤٩٤	٠.٠٠٨٨٩	٠.٠٣٤٣٥٨	٠.٠١٣٧٩	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	٠.٠٣٦١٦٥	٠.٠٢٣٧٦	٠.٠٢٩٤٤٠	٠.٠٢٧٨١	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_3$	-٠.٠٠١٧٣٩	٠.٠٠٠٢٧	٠.٠٠٧٢٣٨	٠.٠٠٠١٣	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	٠.٠١٦٠٦٣	٠.٠٠٥٧١	٠.٠٢٠٨٧٩	٠.٠٠٧٤٦	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٥٨٧٤٤١	٠.٠٨٠٠٣	٠.٥٧٦٦٤٢	٠.٠٧٢٧٥	٠.٦٤٨٤٦٣	٠.١٣٠٢٩
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦٧٦٥٣٣	٠.١٣٤٦٦	٠.٦٩٢٣٢١	٠.١٤٦١٨	٠.٦١٩١٤٨	٠.١٠٢٨١
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٤١٧٥٢٩	٠.٠٤٤٩٦	-٠.٣٩٩٠٣٤	٠.٠٤٠٣٩	-٠.٤٢٧٠٩٩	٠.٠٥١٦٣
الدالة الثانية	$\bar{\beta}_1$	٠.١٥٨٤٥٦	٠.٠٤٩٣٤	٠.١٦٨١٠٦	٠.٠٥٣١٠	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	-٠.١١٩٢٥٦	٠.٠٥١٢٣	-٠.١٢٢٠٧٤	٠.٠٥٠١٨	-٠.٠٦٢٢٠٦	٠.٠١١٣٦
	$\bar{\beta}_3$	٠.٣٤٠١٩٥	٠.١٩٦٦١	٠.٣٤٢٥٩٦	٠.١٩٩٠١	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	٠.٢١٤٤٩٨	٠.٠٥١٧٣	٠.٢٢٠٨٠٨	٠.٠٥٤٨٧	٠.١٢٥٣٣٩	٠.٠٤٧١٣
	$\bar{\beta}_5$	٠.٥٠٥٣٠٣	٠.٠٧٩٤٨	٠.٤٩٦٦٦٣	٠.٠٧٦١٨	٠.٦٣٧٨٥٣	٠.١٣٠٧١
	$\bar{\beta}_6$	٠.٥٩١٣٢٧	٠.١٤٥٦٠	٠.٥٨٨٢٦٥	٠.١٤٦٥٤	٠.٦٨٠١٤٣	٠.١٤٦٩٠
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٠٩٥٥٥٩	٠.١٢٦٨٦	-٠.٠٨٦١٧٠	٠.١٣٧٩٦	-٠.٢٧٣٤٩٢	٠.٠٠٤٠٧

جدول رقم (٧)

يمثل القيم التقديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما(σ = 0.1،n= 100,p=7)

functions	parameters	methods					
		LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE method suggest	
		Beta	MSE	Beta	MSE	Beta	MSE
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	٠.٠٤٣٣١٩	٠.٠٠١٩٦	٠.٠٤٥٤٢٨	٠.٠٠٢١٥	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	-٠.٠١٤١٥٥	٠.٠٠٠٤٧	-٠.٠١٣٧٠٦	٠.٠٠٠٤٤	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_3$	٠.٠٠٢١١٥	٠.٠٠٠٥٢	٠.٠٠٢٦١٧	٠.٠٠٠٥٧	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠

	$\bar{\beta}_4$	٠.٠١١٥٣٣	٠.٠٠٠٨٦	٠.٠١٢٢٨٨	٠.٠٠٠٨٨	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٦٥٧١٥٠	٠.١٢٠٨٤	٠.٦٥٦٢٩٠	٠.١٢٠٢٦	٠.٦٧٠٨٢٧	٠.١٣٠٣٣
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦٤١٩٤٠	٠.١١٠٤٩	٠.٦٤٢٥٢٧	٠.١١٠٨٨	٠.٦٤٢١٣٠	٠.١١٠٥٩
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٣٩٠٨١٥	٠.٠٣٢٦٩	-٠.٣٩١٠١١	٠.٠٣٢٧٧	-٠.٣٧٠٦٩٢	٠.٠٢٥٨٩
الدالة الثانية	$\bar{\beta}_1$	٠.٠٢٥٣٦٦	٠.٠٠٠٤٣	٠.٠٢٧٨٨٥	٠.٠٠٤٣٦	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	-٠.٠١٠٥٧٨	٠.٠٠٥٥٦	-٠.٠٠٨١٨٤	٠.٠٠٦٢٦	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_3$	٠.٠١٤٧٠٩	٠.٠٠٢٦٧	٠.٠١٦٦٧٠	٠.٠٠٢٨٨	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	-٠.٠٠٢٥١٦	٠.٠٠٠٠١	-٠.٠٠٠٦٠٣	٠.٠٠٠٠٥	٠.٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٦٣٦٩٦٦	٠.١٠٧٠٦	٠.٦٣٧٠٣٧	٠.١٠٧١١	٠.٦٥٢٣٩٣	٠.١١٧٤٠
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦٤٣٨٧٠	٠.١١١٥٠	٠.٦٤٤٨٤٠	٠.١١٢١٧	٠.٦٣٨٨٣٣	٠.١٠٨١٤
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٤١٥٥٥١	٠.٠٤٢٥٤	-٠.٤١٣٢٨٨	٠.٠٤١٥٥	-٠.٤٠٧٤٨٦	٠.٠٣٩٢٧

جدول رقم (٨)

يمثل القيم التقديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما (σ =1, n=200,p=7)

functions	parameters	LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE method suggest	
		methods					
		Beta	**MSE**	**Beta**	**MSE**	**Beta**	**MSE**
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	٠.٣٠٥٥٦٤	٠.١٠٦٦٤	٠.٣١١١٦٨	٠.١١٠٤٣	٠.٠٥٨٤٢٢	٠.٠١٠٣٥
	$\bar{\beta}_2$	٠.١٩٠٠٦٩	٠.٠٤٤٥٠	٠.١٩٦١٦٠	٠.٠٤٦٠٦	٠.٠٠٢٢٢٥	٠.٠٠٠٠٢
	$\bar{\beta}_3$	٠.١٠٦١٨١	٠.٠٢٢٦٧	٠.١١١٩٤٩	٠.٠٢٣٦٨	-٠.٠٤٤٦٩١	٠.٠٠٥٩٩
	$\bar{\beta}_4$	٠.٢٦٣٥٩٥	٠.٠٨٠٦١	٠.٠٢٦٩٠٣	٠.٠٨٢٠٣	٠.٢٢١٩٨٠	٠.١٤٧٨٢
	$\bar{\beta}_5$	٠.٥٧٨٨٥٧	٠.١٤٣٥٩	٠.٥٧٤٨٨٣	٠.١٣٩٣٩	٠.٦٧٣٠٩٦	٠.١٨٢٦٩
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦١١٢٨٧	٠.١٠٥٥٧	٠.٦١٠٨٤٩	٠.١٠٣٧٥	٠.٥٥٣٧٢٧	٠.١٠٩٢٠
	$\bar{\beta}_7$	-٠.١١٢٧٩٦	٠.٠١٦٨٣	-٠.١٠٤٨٦٦	٠.٠١٨٢٩	-٠.٢٦٩٧٤١	٠.٠١٩٢٨
الدالة الثانية	$\bar{\beta}_1$	٠.٣٥٨١٧٠	٠.١٤٦٧٧	٠.٣٦١٤٣٠	٠.١٤٧٧٣	٠.٣٧٥٥٦٣	٠.١٦٨٦٨
	$\bar{\beta}_2$	٠.٣٥٨١٧٠	٠.٢٧٣١٩	٠.٥٠٦١٥١	٠.٢٧١٤٩	٠.٥٢١٨٢٩	٠.٢٩٥٤٥
	$\bar{\beta}_3$	٠.٢٩١٧٨٠	٠.١٠٤٢٨	٠.٢٩٤٢١٩	٠.١٠٤٧٥	٠.٢٦٧٠١٣	٠.١١٢٣١
	$\bar{\beta}_4$	٠.٤٦٠٩٩٤	٠.٢٢٨٦٧	٠.٤٥٨٧٧٩	٠.٢٢٥٥٠	٠.٤١٦٦٤٠	٠.٢٠٦١٩
	$\bar{\beta}_5$	٠.٠٩٦٢٧٣	٠.٠٧٨٦١	٠.١٠٧٦٦٨	٠.٠٦٨٥٩	٠.٠٦٥٧٣٢	٠.٠٦٨٣٠
	$\bar{\beta}_6$	٠.٤٣٦٣٧٩	٠.٠٠٠٩٤	٠.٤٣٧٧٠٥	٠.٠٠٠٩٧	٠.٤٧٠٠٤٥	٠.٠٠٠٩٩
	$\bar{\beta}_7$	٠.٢٥٣٠٠٥	٠.٢١٦٩٢	٠.٢٥٤٦٩٨	٠.٢١٨٦٠	٠.١٦٦٥٦٢	٠.١٧٣٤٤

جدول رقم (٩)

يمثل القيم التقديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما (n=200,p=7، σ = ٠.٥)

functions	parameters	methods					
		LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE method suggest	
		Beta	MSE	Beta	MSE	Beta	MSE
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	-٠.٠٠٦٢٥٦	٠.٠٠١٠١	-٠.٠٠٣٦٢٧	٠.٠٠٠٩٣	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	-٠.٠٥٦٥٥٤	٠.٠١١٢٠	-٠.٠١١٢٠٨	٠.٠٠١٥٢	-٠.٠٤٣٠١٠	٠.٠٠٥٣٨
	$\bar{\beta}_3$	٠.٠٠٨٩٠٢	٠.٠٠٠٣١	٠.٠١٣١٥٩	٠.٠٠٠٣٦	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	٠.٠٤٩٢٤١	٠.٠١٥٠٦	٠.٠٩٧٨٩٠	٠.٠٤٢٤٤	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٥٦٣٣٠٥	٠.٠٧١٤٠	٠.٥٦٩٤٨١	٠.٠٧٣٤٤	٠.٥٦٣٢٤٢	٠.٠٦٩٠٣
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦٩١٣٣٢	٠.١٤٦٧٢	٠.٦٨٥٨١٤	٠.١٤١٣٥	٠.٦٨٦٩٥٨	٠.١٤٢١٤
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٤٢٧١٩٥	٠.٠٥٠٥١	-٠.٤١٦٥٧٨	٠.٠٤٤٦٩	-٠.٤٤٩٥٤٣	٠.٠٦٢٥٤
الدالة الثانية	$\bar{\beta}_1$	٠.٠٩٨٢٨٩	٠.٠١٤٠٨	٠.١٠٠٥٠٩	٠.٠١٤٥٩	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	-٠.٠١٦٢٥٣	٠.٠١٠٧٥	-٠.٠١٤٠٩٧	٠.٠١١١٢	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_3$	٠.١١١٤٠١	٠.٠١٢٤٦	٠.١١٣٤٩٤	٠.٠١٢٩٣	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	-٠.٠٧٨٠٩٠	٠.٠١٣٣٥	-٠.٠٧٧٠٢٦	٠.٠١٣١٣	-٠.٠٠٠٠٥٤	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٧٤٦٤٠٣	٠.١٩٠٩٨	٠.٧٤٦٩٧٧	٠.١٩١٣٣	٠.٧١٤٢٣٤	٠.١٦٣٥٨
	$\bar{\beta}_6$	٠.٥٦٧٣٨١	٠.٠٦٧٤٣	٠.٥٦٦٨٦٤	٠.٠٦٧٢٠	٠.٦٣٥٧٥٣	٠.١٠٦٢٢
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٢٨٠٩٨٢	٠.٠٠٨٣٨	-٠.٢٧٩٤٤٢	٠.٠٠٨٠٧	-٠.٢٨٩٧٧٧	٠.٠٠٩٥٠

جدول رقم (١٠)

يمثل القيم التقديرية ومتوسط مربعات الخطأ لمتجه المعلمات لانموذج المؤشر الواحد لمختلف الدوال ولجميع الطرائق عندما (n=200,p=7 ,σ =0.1)

functions	tersparame	methods					
		LASSO-MAVE		MAVE		ALASSO-MAVE method suggest	
		Beta	MSE	Beta	MSE	Beta	MSE
الدالة الاولى	$\bar{\beta}_1$	٠.٠١٦٢١٢	٠.٠٠٠٧٢	٠.٠٢٥٣٧٨	٠.٠٠٠٨٤	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	-٠.٠٠٩٥٧٣	٠.٠٠٠١٣	٠.٠٠٥٥٦١ -	٠.٠٠٠٢٦	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_3$	٠.٠٠١٨١٤	٠.٠٠٠٠١	٠.٠٠٩٨٦٤	٠.٠٠٠١١	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	٠.٠٢٧٠٥٢	٠.٠٠٠٨٢	٠.٠٣٣٥١٧	٠.٠٠١١٢	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٦٦٦٢٦٣	٠.١٢٦٩٢	٠.٦٦٥٩١٨	٠.١٢٦٦٧	٠.٦٩٤٠٥٢	٠.١٤٧٤٩
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦٢٨١٢١	٠.١٠١٢٠	٠.٦٣١٢٩٤	٠.١٠٣٢٧	٠.٦١٥٠٢٩	٠.٠٩٣١٣
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٤٠٠١٧٧	٠.٠٣٦١٩	٠.٣٩٤٧٧٤ -	٠.٠٣٤٢٣	٠.٣٧٣٩٤٩ -	٠.٠٢٧١٧
الدالة الثانية	$\bar{\beta}_1$	٠.٠١٩٩٢٨	٠.٠٠٠٥٥	٠.٠٢١١٧٠	٠.٠٠٠٦١	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_2$	٠.٠١٥٠٥٠	٠.٠٠٠٣١	٠.٠١٦١٩٣	٠.٠٠٠٣٥٠	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_3$	٠.٠٠٣٩٣١	٠.٠٠٠١٥	٠.٠٠٤٥٨١	٠.٠٠٠١٨	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_4$	-٠.٠٠١٦٧٤	٠.٠٠٠٦٥	٠.٠٠١٠٢١ -	٠.٠٠٠٧١	٠.٠٠٠٠٠٠٠	٠.٠٠٠٠٠
	$\bar{\beta}_5$	٠.٦٥٦٣٩١	٠.١٢٠٤٦	٠.٦٥٦١٦٢	٠.١٢٠٢٩	٠.٦٧٦٧٠٩	٠.١٣٥٠٢
	$\bar{\beta}_6$	٠.٦٢٧٣٥٤	٠.١٠٢٢٧	٠.٦٢٧٨٩٣	٠.١٠٢٦١	٠.٦١٦١٠٢	٠.٠٩٥٢٤
	$\bar{\beta}_7$	-٠.٤١٦٠٩٦	٠.٠٤٣١٠	٠.٤١٥٤٩٤ -	٠.٠٤٢٨٦	٠.٤٠١٥٢١ -	٠.٠٣٧١١

من الجداول المعروضة انفا"ولحالة استعمال عدد المتغيرات P=٧ لكل انموذج نجد الاتي :

١. نلاحظ من خلال الجداول رقم (٢,٣,٤,٥,٦,٧,٩,١٠) والذي يمثل تفسير متوسط مربعات الخطأ (MSE) للمعاملات المقدرة ولمختلف حجوم العينات (٥٠,١٠٠,٢٠٠) وعدد متغيرات (٧) ولمختلف قيم تباينات الاخطاء من خلال طرائق التقدير شبه المعلميه لنماذج المؤشر الواحد .ووفقا" الى قيم (MSE) للمعاملات فانه يمكن ملاحظة ان معظم المعاملات المقدرة لنماذج المؤشر الواحد الاول والثاني بالطريقة المقترحة (ALASSO-MAVE) تنتج اقل (MSE) للمعاملات مقارنة بالطرائق الاخرى المستعملة وبذلك تكون الطريقة المقترحة هي الافضل في تقديرمتجه المعاملات(الجزء المعلمي).

٢. ومن خلال الجدول رقم (٨) وعند حجم عينة (٢٠٠) وعدد متغيرات (٧) وتباين خطأ مقداره (١) نلاحظ ان الطريقة المقترحة حققت الافضلية في عملية تقدير متجه المعاملات لانموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي الاول في حين حققت طريقة (LASSO-MAVE) الافضلية في تقدير الانموذج الثاني .

جدول رقم (١١)

يمثل مقارنة طرائق التقدير شبه المعلميه لانموذج المؤشر الواحد باستعمال معيار المقارنة (EAMS) لحالة الدالة الاولى . $g(X^T\beta) = \exp(X^T\beta)$

methods	n	P=7		
		$\sigma = 1$	$\sigma = 0.5$	$\sigma = 0.1$
LASSO-MAVE	50	٣٢.٣٥٠١٤	٦.٨٣٨٣٤	١.٨٩٠٩٥
	100	٩.١٦٣٥٩٦	٤.٠٤٢٨١	٧.٩٨٧٥٥
	200	٢٦.٢٥٨١٧	٥.٧١٧٤١	٥.٩٧٧٥٢
MAVE	50	٣٣.٢٠٦٦٧	٦.٨٤٣٣٤	١.٨٩٠٤٨
	100	٨.٧٢٨١٢	٤.٢١٣٤١	٨.٠٥٣٦٩
	200	٢٧.٢٠٦٩١	٦.٥٣٦٥٢	٦.٢٢١٤٨
ALASSO-MAVE Suggest-method	50	٢٧.٤٥٣٨٩	١٠.٩١٤١٥	١.٨٤٥٠٢
	100	٨.٨٦٦٩١	٤.١٩٠٣٧٣	٧.٨٢٨٨٠
	200	١١.١٥٩٣٢	٤.٧٣٧٤٠	٦.٥٥١٤٩

جدول رقم (١٢)

يمثل مقارنة طرائق التقدير شبه المعلميه لانموذج المؤشر الواحد باستعمال معيار المقارنة (AMSE) لحالة الدالة الثانية . $g(X^T\beta) = \sin(X^T\beta)$

methods	n	P=7		
		$\sigma = 1$	$\sigma = 0.5$	$\sigma = 0.1$
LASSO-MAVE	50	٢.١٠٣٦٧	٠.٧٣٢٥٦	٠.٤١٨١٧
	100	٢.٠١١٩٨	٠.٧٢٨٥٠	٠.٣٠٧٩٧
	200	٢.٠٨٠١٦	٠.٥٦٦٥٤	٠.٣٧٦٠٩
MAVE	50	٢.١٠٦٠٨	٠.٧٦٩٠٩	٠.٤١٨٧٧
	100	٢.٠١١٤٢٣	٠.٧١٩٩١	٠.٣٠٩٠٧
	200	٢.٠٧٥٧٥	٠.٥٦٧٣٤	٠.٣٧٦٢٧
ALASSO-MAVE Suggest-method	50	٢.٠٠٠٩٥	٠.٧٣٣٦٣	٠.٤١٩٣٤
	100	٢.٠١٠٠٠	٠.٦٥٤٦١	٠.٣١٠٤٤
	200	٢.٠٦٦١٤	٠.٥٧٤٠٩	٠.٣٧٩٩٩

جدول رقم (١٣)
يوضح افضلية طرائق التقدير شبه المعلميه لانموذج المؤشر الواحد عند اختلاف الدوال وحجوم العينات وباختلاف قيم تباينات الاخطاء

Functions	n	P=7		
		σ = 1	σ = 0.5	σ = 0.1
الدالة الاولى	50	ALASSO-MAVE	LASSO-MAVE	ALASSO-MAVE
	100	MAVE	LASSO-MAVE	ALASSO-MAVE
	200	ALASSO-MAVE	MAVE -ALASSO	LASSO-MAVE
الدالة الثانية	50	ALASSO-MAVE	LASSO-MAVE	LASSO-MAVE
	100	ALASSO-MAVE	ALASSO-MAVE	LASSO-MAVE
	200	ALASSO-MAVE	LASSO-MAVE	LASSO-MAVE

لغرض اعطاء صورة واضحة لنتائج تجارب المحاكاة تم تفسير النتائج المبينة في الجداول من ولجميع طرائق التقدير شبه المعلميه نجد الاتي :

اولا": انموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي الاول (الدالة الاولى)

من خلال الجدولين رقم (١١) و(١٣) نبين الاتي :-

١. وفي حالة عدد المتغيرات التوضيحية (P=٧) ولقيمة تباين الخطأ (١) اظهرت النتائج ان الطريقة المقترحة (ALASSO-AVEM) هي افضل طريقة لحجوم العينات الصغيرة والكبيرة (٥٠,٢٠٠) في حققت طريقة (MAVE) الافضلية عند حجم العينة المتوسطة (١٠٠).

٢. كما اظهرت النتائج انه في حالة حجوم العينات الصغيرة والمتوسطة (١٠٠ ،٥٠) عند قيمة تباين الخطأ (٠.٥) افضلية طريقة (LASSO-MAVE) وفي حالة حجم العينة الكبيرة (٢٠٠) حققت الطريقة المقترحة (ALASSO-MAVE) الافضلية.

٣. كما بينت النتائج انه في حالة العينات الصغيرة والمتوسطة (٥٠,١٠٠) عند قيمة تباين الخطأ (٠.١) افضلية الطريقة المقترحة (ALASSO-MAVE) وفي حالة حجم العينة الكبيرة (٢٠٠) عند قيمة تباين الخطأ (٠.١) حققت طريقة(LASSO-MAVE) الافضلية.

ثانيا": انموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي الثاني (الدالة الثانية)

من خلال الجدولين رقم (١٢) و(١٣) نبين الاتي :-

١. في حالة عدد المتغيرات التوضيحية(P=٧) اظهرت النتائج ان الطريقة المقترحة (ALASSO-MAVE) هي افضل طريقة في حالة قيمة تباين الخطأ (١) ولجميع حجوم العينات كما حققت الافضلية لحالة قيمة تباين الخطأ (٠.٥) وحجم عينة (١٠٠) .

٢.كما اظهرت النتائج ان طريقة (LASSO-MAVE) هي الافضل عند قيمة تباين (٠.٥) لحجوم العينات الصغيرة والكبيرة (٥٠ ، ٢٠٠) كما حققت الافضلية عند قيمة تباين الخطأ (٠.١) ولجميع حجوم العينات .

٦. الاستنتاجات والتوصيات

في ضوء الجانب النظري وبناء" على نتائج تجارب المحاكاة تم التوصل الى مجموعة من الاستنتاجات والتوصيات الاتية :-

6 - 1 الاستنتاجات:

من خلال نتائج تجارب المحاكاة تم التوصل الى اهم الاستنتاجات الخاصة لكل انموذج و كالاتي :

اولا" : انموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي الأول:

١. كحالة عامة تم التوصل الى ان الطريقة المقترحة (ALASSO-MAVE) هي افضل طريقة في تقدير متجه المعلمات ودالة الربط واختيار المتغير في آن واحد لمعظم حجوم العينات وباختلاف قيم تباينات الاخطاء.

٢. يلاحظ ان هناك تذبذبا" في قيم (AMSE) لجميع الطرائق مع تزايد حجم العينة فبعضها يزداد بزيادة حجم العينة وبعضها يتناقص بزيادة حجم العينة بسبب سلوك الدالة.

٣.اظهرت النتائج ان معظم قيم (AMSE) تتزايد بزيادة قيمة تباين الخطأ لكافة حجوم العينات لجميع طرائق التقدير وفي حالات معينة كان هناك تذبذبا" في قيم قمها مع تزايد قيمة تباين الخطأ وبعضها يتناقص .

ثانيا" : انموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي الثاني:

١ . كحالة عامة اظهرت النتائج ان طريقة (LASSO-MAVE) هي افضل طريقة في تقدير واختيار المتغير لمعظم حالات الانموذج في تجارب المحاكاة .

٢. يلاحظ وبشكل عام ان هناك تذبذبا" في قيم (AMSE) مع تزايد حجم العينة فبعضها يزداد بزيادة حجم العينة وبعضها يتناقص بزيادة حجم العينة لمختلف قيم تباينات الاخطاء.

٣. كما بينت النتائج ان هناك تزايدا" في قيم (AMSE) مع تزايد قيمة تباين الخطأ لكافة حجوم العينات لجميع طرائق التقدير شبه المعلميه .

2.6 التوصيات:

في ضوء الجانب النظري وبناء" على ماتم التوصل اليه من استنتاجات ادناه اهم التوصيات

١.اوصي باستعمال الطريقة المقترحة (ALASSO-MAVE) في تحليل انموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي كطريقة تقدير واختيار المتغيرفي آن واحد لما ابدته من كفاءة عالية مقارنة بطرائق التقدير شبه المعلميه الاخرى في حالة وجود تباين خطأ عالي ، واستعمال طريقة (LASSO-MAVE) في حالة وجود تباين خطأ واطئ ومتوسط .

٢.يمكن دمج اي دالة جزاء اخرى غير الواردة في هذا البحث مع طريقة (MAVE) للحصول على طريقة مقترحة جديدة تعمل على تقدير واختيار المتغير لانموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي مثل دالة جزاء اقل اعلى تحدب (minimax concave penalty function).

٣.يمكن استعمال طرائق اخرى لايجاد معلمة عرض الحزمة (bandwidth) مثل طريقة قاعدة الابهام لبيان اثرها على اداء طرائق التقدير شبه المعلميه المستعملة في هذا البحث .

٤.اوصي باستعمال صيغ اخرى من الدوال اللبية (kernel) مثل (Epanechnikov function) في طرائق التقدير شبه المعلمية المستعملة في هذا البحث في تحليل انموذج المؤشر الواحد .

٥. بالامكان جعل هذه الدراسة اساس لدراسات مستقبلية وذلك من خلال توظيفها على نماذج شبه معلميه اخرى مثل انموذج متعدد المؤشرات (Multi-index model).

٧.المصادر:

[1] Al – kenani ,A ., and Yu , K . (2013) , "Penalized single Index Quantil regression " . International Journal of statistics and probability, vol.2 , No.3 , pp. 12-30 .

[2] Akkus ,O . (2011) , " Xplore package for the popular parametric and semi-parametric single index models " .Journel of science ,vol.24 , No.4, pp. 753-762 .

[3] Horowitz ,J.L., and Lee ,S . (2002) , “ semi-parametric methods in applied econometrics “ . statistical modeling , 2 , pp. 3-22 .
[4] Leng , C.L., Xia , Y., & Xu , J .(2008) , “ An adaptive estimation method for semi-parametric models and dimension reduction “ . department of statistics and Applied probability National university of singapore .Exploration of a non linear world , pp. 347-360 .
[5] Peng , H., and Huang ,T.(2011) , “ penalized least squares for single index models “ . Journal of statistical planning and inference 141 , pp. 1362-1379 .
[6] Raheem , S.M.E.(2012) , “ Absolute penalty and shrinkage stretegies in linear and partially linear models “ , A thesis submitted to the faculty of Graduate studies through the department of mathematics and statistics in partial fulfillement of the requirements for the degree of doctdr of philosophy at the university of Windsor .
[7] Simonoff , J.S., and Tsia , C.L. (2002) , “ score tests for single index model “ . Technometrics , vol.44, No.2 , pp. 142-151 .
[8] Su , L., and Zhang , Y . (2013) , “ variable selection in non-parametric and semi-parametric regression model “ . school of Economics , Singapore Management university .
[9] Tanaka , H . (2009) , “ semi-parametric least squares Estimation of A single index model under monotonicity “ . Department of Economics , university of Wisconsian , Madison , USA .
[10] Tibshirani , R . (1996) , “ Regression shrinkage and selection via The lasso “ . Journal of The Royal statistical society , series B , 58 , PP. 267-288 .
[11] Weng , Y ., Zhao, Y., Tang , G., and Liu , Z .(2013) , “ prediction of The mechanical properties of Hot-rolled C-Mn steels by single index model “ . computer science , Education (ICCSE) , IEEE , PP. 275-280 .
[12] Xia, Y. (2006) , “Asymptotic Distribution for Tow estimators of the Single – index model ” , National university of singopore , Econometric Theory , 22 , pp. 1112 – 1137.
[13] Xia ,Y. , Hardle , W . , and Linton, O . (2009) , “ optimal smoothing For a computationally and statistically Efficient single index Estimators ”. Exploring Research Frontiers in contemporary Statistic and Econometrics , pp. 229 – 261.

"Compared some of the semi-parametric methods in analysis of single index model "

ABSTRACT

As the process of estimate for model and variable selection significant is a crucial process in the semi-parametric modeling At the beginning of the modeling process often At there are many explanatory variables to Avoid the loss of any explanatory elements may be important as a result , the selection of significant variables become necessary , so the process of variable selection is not intended to simplifying model complexity explanation , and also predicting. In this research was to use some of the semi-parametric methods (LASSO**-MAVE , MAVE and The proposal method (Adaptive LASSO-MAVE) for variable selection and estimate semi-parametric single index model (SSIM) at the same time .**

The result that the best method for estimating and the variable selection of semi parametric single index model is proposal method (Adaptive LASSO-MAVE) of first model and (LASSO**-MAVE) of second method useful for average mean squares error (AMSE).**

Keywords: **single index model , MAVE , LASSO-MAVE , Adaptive LASSO-MAVE, variable selection.**