

دراسة مقارنة بين طريقة MAVE و rMAVE في تقدير نماذج المؤشر الاحادي شبه المعلمية - دراسة تطبيقية

م.م. سكيانة شامل جاسم**

م.د. طارق عزيز صالح*

المستخلص :

في هذا البحث تم عمل دراسة مقارنة بين طريقة MAVE و rMAVE في تقدير نماذج المؤشر الاحادي شبه المعلمية وهما من الطرائق التكرارية حيث تعملان على تقدير متجه المعلمات ودالة الربط في آن واحد لتلك النماذج ومن اجل تحقيق هدف البحث تم استعمال البيانات الحقيقية المتمثلة من خلال (7) عوامل مؤثرة على قيمة عرض النقد في البنك المركزي العراقي لغرض المقارنة والتحقق من اداء هذه الطرائق في الواقع العملي . وبشكل عام تم التوصل الى ان طريقة MAVE هي الطريقة الافضل بالاعتماد على متوسط مربعات الخطأ (MSE) اساساً للمقارنة وتم الحصول على كافة النتائج بالاعتماد على البرنامج الاحصائي (R-Package).

المصطلحات :

طريقة ماف , طريقة ماف المعدلة , انموذج المؤشر الاحادي , الدالة اللبية , معلمة عرض الحزمة .

"A comparative study between MAVE method and refined MAVE in Estimate semi-parametric single index models (study application) "

Comparative study between MAVE and MAVE r method in estimating single parametric index models: Applied study

Abstract:

In this research, a comparative study was conducted between the MAVE and rMAVE method in estimating the quasi-parametric single-index models, which are two iterative methods. They work on estimating the parameters vector and the correlation function simultaneously for these models. Factors affecting the value of money supply in the Central Bank of Iraq for the purpose of comparison and verification of the performance of these methods in practice. In general, it was found that the MAVE method is the best method based on the average error boxes (MSE) for comparison and all the results were obtained based on the statistical program (R-Package).

Key words: MAF method, modified MAF method, single - pointer model, end - function, beam width parameter.

Introduction

1- المقدمة :

ان انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي (SSIM) هو واحد من اهم النماذج الاحصائية شبه المعلمية نظراً لقدرته على اختزال الابعاد و قد ثبت في العقدين الماضيين ان هذا الانموذج هو اداة ووسيلة فاعلة في معالجة مشكلة الابعاد العالية (Curse of dimensionality) لذا اكتسب الكثير من الاهتمام بسبب استخدامه في الكثير من المجالات و على سبيل المثال (المال و الاعمال والطب و الهندسة والاقتصاد و غيرها) . فعند تحليل البيانات غالباً ما يكون الانموذج الصحيح غير معروف وهذا يسمح بإمكانية اختيار انموذج تحت التطبيق (Under fitted) او فوق التطبيق (Over fitted) مما يؤدي الى مقدرات و تنبؤات غير فاعلة (متحيزة) لذا يتم استخدام انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي بالاعتماد على المتغيرات المعنوية المختارة والتي يكون لديها القدرة على التنبؤ بشكل افضل من النماذج المعتمدة على جميع المتغيرات التوضيحية . و مع استعمال هذا الانموذج ظهرت طرائق مختلفة مقترحة من اجل تحليله اذ تم الاعتماد على ثلاث فئات من الاساليب الاحصائية التي اقترحت من قبل الباحثين لتقدير الانموذج وهي :

الفئة الاولى:-

تستخدم هذه الفئة لتقدير متجه المعلمات θ فقط وتتضمن بعض الطرائق الخاصة بتقديره وهي

1) The structure adaptive method.

و المقترحة من قبل الباحث Hristache وآخرون عام 2001 .

2) The outer product of gradients method.

و المقترحة من قبل الباحث Xia وآخرون عام 2002.

الفئة الثانية:-

تستخدم هذه الفئة طرائق تقدير متجه المعلمات θ ودالة الربط $g(\cdot)$ في آن واحد و من هذه الطرائق هي :

1) Minimum Average Variance Estimation Method (MAVE) Method

و المقترحة من قبل الباحث Xia وآخرون عام 2002.

2) Refined Minimum average variance estimation method (rMAVE) method.

و المقترحة من قبل الباحث Xia وآخرون عام 2002.

الفئة الثالثة :-

تحتوي هذه الفئة على طرائق تقدير التي تستخدم انحدار X على Y بدلاً من انحدار Y على X و في الاصل اقترحت هذه الطرائق للتعامل مع الحد من البعد بشكل كاف (Sufficient dimension reduction) .

و في هذا البحث تم استعمال الفئة الثانية والتمثلة بطريقة (MAVE) و طريقة (rMAVE) لغرض تقدير متجه المعلمات θ ودالة الربط $g(\cdot)$ في آن واحد لأنموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي وسيتم توضيحها لاحقاً بغية تحقيق هدف هذا البحث تم استعمال والبيانات الحقيقية للتحقق من اداء هذه الطرائق في الواقع العملي والتوصل الى الطريقة الافضل بالاعتماد على المعيار متوسط مربعات الخطأ (mean square error) (MSE) اساساً للمقارنة .

2- انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي [1][4]

Semi-parametric single index model

يعتبر انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي امتداد طبيعي لأنموذج الانحدار الخطي العام وهذا الانموذج يكون اكثر مرونة من النماذج المعلمية فضلاً عن تجنبه لمشكلة الابعاد العالية من خلال تلخيص تأثيرات المتغيرات التوضيحية في متغير واحد يدعى المؤشر (Index) المتمثل بـ $X^T\theta$.

ورياضياً يكتب انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي بالشكل الاتي :

$$Y_i = g(X_i^T\theta) + \epsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

اذ ان :

Y_i : يمثل المتغير المعتمد من درجة $n*1$.

X_i : يمثل متجه صفي للمتغيرات التوضيحية من درجة $p*1$.

$(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip})^T$

θ : تمثل متجه المعاملات غير المعلومة من درجة $p*1$ والتي تمثل الجزء المعلمي للانموذج بحيث تحقق الشرط $\|\theta\| = 1$ و اول مركبة لها θ_1 اكبر من الصفر لغرض تشخيص الانموذج .

$\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)$

ϵ_i : يمثل حد الخطأ العشوائي و يحقق $E(\epsilon_i | X_i) = 0$ و تباين محدد σ_ϵ^2 .

$X_i^T\theta$: يدعى المؤشر الواحد (Single index) بسبب ان هذه القيمة هي مؤشر مفرد على الرغم من ان X متجه .

$g(X_i^T\theta)$: يمثل دالة الربط (Link function) غير المعلومة الممهدة قابلة للقياس والتي تمثل الجزء اللامعلمي للانموذج.

3- تقدير متجه المعلمات و دالة الربط [3][4]

Estimation of parameters vector and link function

- يمكن تقدير متجه المعلمات $\hat{\theta}$ و دالة الربط $g(X^T\hat{\theta})$ من خلال استخدام الأسلوب المباشر أو التكراري و يكون في حالتين :
1. إذا كانت دالة الربط (Link function) $g(X^T\theta)$ معلومة فيمكن استخدام طريقة المربعات الصغرى غير الخطية (non linear least square method) في تقدير متجه المعلمات $\hat{\theta}$ لأنموذج المؤشر الواحد و حسب الصيغة الآتية :

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^n [y_i - g(X^T\theta)]^2 \cdot w(X_i)$$
 2. إذا كانت دالة الربط $g(X^T\theta)$ غير معلومة فإننا نستخدم طريقة (Kernel) ولكن لا يمكن استخدامها مباشرة في تقدير دالة الربط $g(X^T\theta)$ بسبب أن كلاً من دالة الربط $g(X^T\theta)$ و متجه المعلمات θ غير معروف و مع ذلك يتم إعطاء قيم معينة لـ θ . ويتم تقدير انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي بخطوتين :
 الخطوة الاولى : تقدير متجه المعلمات θ .
 الخطوة الثانية : يتم تقدير دالة الربط غير المعروفة $g(\cdot)$ من خلال استعمال الطرائق اللامعلمية ذات المتغير الاحادي (Univariate) انحدار y على قيم المؤشر $X^T\hat{\theta}$. اذا ان :
 $\hat{\theta}$: هو متجه المعلمات المقدرة في الخطوة الاولى .
 و بالتالي يمكن حساب التباين من خلال الصيغة الآتية :

$$(2)\sigma^2 = \frac{[y_i - \hat{g}(X^T\hat{\theta})][y_i - \hat{g}(X^T\hat{\theta})]}{n}$$
 للقيام بذلك تم استخدام طريقة MAVE و طريقة rMAVE و هي طرائق تكرارية معتمدة على دالة Kernel .
- 4-اختيار الدالة اللبية ومعلمة عرض الحزمة : [6]

Kernel function and bandwidth parameter selection

ان اختيار دالة kernel لا يهتم كثيراً من حيث الحصول على تقريب جيد الى دالة الكثافة الحقيقية اذ ان اختيار دالة kernel يؤثر على شكل كثافة التقدير و في عام (2012) بين الباحثان J.Blarchet & J.Wodsworth نقطة مهمة حول اختيار دالة kernel و المتضمنة ان اختيار اي دالة من دوال kernel تنتج نتائج مقبولة و من ثم فان اختيارها ليست في غاية الاهمية .
 وللحصول على التقريب الملائم يجب اختيار عرض الحزمة الملائم و هي جزء اساسي من تقريب دالة الانحدار اللامعلمي الى الدالة الاصلية .ان اختيار قيمة معلمة عرض الحزمة يجب ان يتم بعناية اذ ان القيمة الصغيرة جداً تؤثر في تمهيد المنحنى و تكون منحنى تمهيد منخفض (Under smoothing Curve) كما ان القيمة الكبيرة جداً تؤثر ايضاً على تمهيد المنحنى و يكون لدينا في هذه الحالة منحنى تمهيد مرتفع (Over smoothing curve) .
 ان قيمة معلمة عرض الحزمة تؤدي دوراً مهماً في تحيز و تباين المقدّر فكما زادت قيمة المعلمة تزداد قيمة التحيز اما التباين فيزداد بنقصان قيمة معلمة عرض الحزمة فضلاً عن شكل المنحنى اذ تؤثر هذه القيمة في شكل المنحنى من خلال قيمتها الصغيرة الواجب ايجادها والقريبة من الصفر .

5. مزايا انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي [3][7]

Advantage of semi parametric single index model

- يتميز انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي بالمزايا الآتية :
1. من حيث نسبة التقارب هي دقيقة كالانموذج المعلمي في تقدير متجه المعلمات θ و دقيق كالانموذج اللامعلمي ذات البعد الواحد في تقدير دالة الربط $g(X^T\theta)$.
 2. تقدم حلاً وسطاً بين النماذج المعلمية المقيدة والنماذج اللامعلمية الكاملة المرنة.
 3. يكون أنموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي أكثر مرونة من الأنموذج المعلمي مع تجنبه مشكلة الأبعاد العالية (Curse of dimensionality) وذلك لان المؤشر $X^T\theta$ هو مجامع لأبعاد X .
 4. دالة الربط $g(\cdot)$ في انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي هي مماثلة لدالة الربط Link function في الانموذج الخطي العام ما عدا انها غير معلومة ويجب تقديرها .
 5. قد تكون هيكلية انموذج المؤشر الاحادي (انموذج ثنائي الاستجابة) Binary response model كحالة خاصة له.

6. طرائق تقدير انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي

Estimation methods of semi parametric single index model

1-6 طريقة تقدير معدل ادنى تباين (MAVE) [1][2][8]

stimation (MAVE) method Eariance Vverage A Minimum

اقترح الباحثون Xia, Tong, Li & Zhu عام (2002) طريقة عامه في تحليل انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي تدعى طريقة تقدير معدل ادنى تباين (MAVE) method اذ تعمل هذه الطريقة على تقدير متجه المعلمات و دالة الربط في ان واحد وبين الباحثون ان لهذه الطريقة ميزة هامة و هي انها سهلة التنفيذ و توافر الخوارزميات لها .

ان تقدير النماذج و خاصة تلك التي تحتوي على مؤشر احادي تحتاج الى حل معقد لمشكلة تقدير غير الخطية والتي يمكن ان تكون صعبة و الاسلوب المستعمل هو طريقة نيوتن رافسون (Newton- Raphson) لدالة الربط المجهولة و لذلك استعمل الباحثون طريقة (MAVE) لكونها توفر اسلوب بسيط جداً للحساب من خلال التقريب الخطي الموضعي Local linear approximation اذ يتم في النهاية تحويلها الى مسائل للتقليل الخطي Linear minimization و بينوا ان هذه الطريقة (MAVE) وضعت لأختزال الابعاد في دالة المتوسط الشرطي Conditional mean function .

ان الخوارزمية الاساسية لطريقة (MAVE) و الخاصة بتقدير المؤشر المعلمي (β) و دالة الربط اللامعلمية $(g(.))$ في انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي semi parametric single index model يمكن توضيحها على النحو التالي:

الخطوة (0): نفرض تقدير ابتدائي لمتجه المعلمات $\theta^{(0)}$ باستعمال طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS) او نفترض اعتباطياً.

الخطوة (1): نضع $\theta = \theta^{(0)}$ و نحسب متجه الحل الى (a_j, b_j) المتوفر من خلال نظرية المربعات الصغرى الموزونة و تعطى من خلال الصيغة التالية :

$$\begin{pmatrix} a_j \\ b_j \end{pmatrix} = \left[\sum_{i=1}^n K_h(X_{ij}^T \theta) \left(\frac{1}{X_{ij}^T \theta / h} \right) \left(\frac{1}{X_{ij}^T \theta / h} \right)^T \right]^{-1} \cdot \sum K_h(X_{ij}^T \theta) \left(\frac{1}{X_{ij}^T \theta / h} \right) \cdot y_i \quad (3)$$

اذ ان :

h : تمثل معلمة عرض الحزمة bandwidth و هي قيمة غير سالبة للسيطرة على حجم العدد المجاور الموضعي ويتم ايجادها باستخدام طريقة التقاطع الشرعي Cross- Validation (CV) .

$K(.)$: تمثل دالة kernel هي دالة قيمتها الحقيقية تعيين الازان و هي دالة كثافة احتمالية متماثلة و في هذا البحث يتم استخدام دالة كاووس Gaussian function .

الخطوة (2): تحدد قيمة $(\hat{a}_j, \hat{b}_j)$ تم تقدير متجه المعلمات θ من خلال الصيغة التالية :

$$\theta = \left[\sum_{i=j} K_h(X_{ij}^T \theta) (\hat{b}_j)^2 \cdot X_{ij} X_{ij}^T \right]^{-1} \sum K_h(X_{ij}^T \theta) \hat{b}_j X_{ij} (y_i - \hat{a}_j) \quad (4)$$

الخطوة (3): نضع تقدير θ الذي تم الحصول عليه في الخطوة (2) و تكرر الخطوتين الاولى و الثانية حتى التقارب و هي الالتقاء .

مع تحقق الشرط $\theta_{MAVE} = \frac{\theta}{\|\theta\|}$ و المتجه الاخير هو متجه مقدر MAVE و تعرف من خلال $\hat{\theta}_{MAVE}$.

6-2 طريقة تقدير معدل ادنى تباين المعدلة (rMAVE) [8][7]**refined Minimum Average Variance Estimation (rMAVE) method**

تم اقتراح العديد من طرائق التقدير لأنموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي و اعتماداً على فكرة تقدير دالة الربط $g(.)$ غير المعلومة و متجه المعلمات θ غير المعلومة من خلال استخدام التمهيد الخطي الموضعي فقد تم استخدام اسلوب Hardle واخرون عام (1993) و اسلوب Ichimura عام (1993) لغرض تقدير الانموذج في اطار تمهيد kernel لنادريا واتسون (Nadaraya – Watson) و بين انه يمكن الحصول على مقدر θ_0 من خلال تقليل المعادلة الاتية :

$$n^{-1} \sum_{j=1}^n [y_i - a_j(\theta, h)]^2 \quad (5)$$

حيث ان : θ تمثل متجه المعلمات و h تمثل عرض الحزمة Bandwidth بحيث تكون

$$a_j(\theta, h) = \frac{\sum_{i=1, i \neq j}^n K_h(X_{ij}^T \theta) y_i}{\sum_{i=1, i \neq j}^n K_h(X_{ij}^T \theta)} \quad (6)$$

And

$$a_j(\theta, h) = g(X^T \theta) \quad , \quad X_{ij} = X_i - X_j$$

مع ملاحظة ان مسألة التقليل السابقة من الصعب جداً تنفيذها اذ استخدم الباحث Hardle و اخرون عام (1993) خوارزمية حساباتها كانت غير مجدية في الجانب العملي عندما تكون الابعاد للمتغير المستقل عالية. مما دفع الباحث Xia و اخرون عام (2002) على تبسيط الاجراءات عن طريق استخدام اسلوب MAVE للحصول على طريقة جديدة تدعى طريقة (refined MAVE) و تم وضع خوارزمية خاصة لها يمكن من خلالها تقدير متجه المعلمة و دالة الربط لانموذج المؤشر الاحادي على النحو الاتي :

الخطوة (0): نفرض تقدير ابتدائي للمعلمة θ_0 باستخدام طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (OLS) او فرضها اعتباطياً.

الخطوة (1): نحسب

$$\hat{f}_\theta(X_j^T \theta) = n^{-1} \sum_{i=1}^n K_h(X_{ij}^T \theta) \quad (7)$$

حيث ان :

h : تمثل معلمة عرض الحزمة و يتم احتسابها باستخدام طريقة التقاطع الشرعي Cross-Validation (C.V).

$K(\cdot)$: تمثل دالة kernel اذ تم اختيار دالة كاوس Gaussian function.

$$K_h(\cdot) = \frac{K(\cdot/h)}{h}$$

ان متجه الحل متوفر من خلال نظرية المربعات الصغرى الموزونة و تعطى من خلال الصيغة الاتية :

$$\begin{pmatrix} a_j \\ b_j \end{pmatrix} = \left[\sum_{i=1}^n K_h(X_{ij}^T \theta) \begin{pmatrix} 1 \\ X_{ij}^T \theta / h \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ X_{ij}^T \theta / h \end{pmatrix}^T \right]^{-1} \cdot \sum_{i=1}^n K_h(X_{ij}^T \theta) \begin{pmatrix} 1 \\ X_{ij}^T \theta / h \end{pmatrix} \cdot y_i \quad (8)$$

الخطوة (2) : نحسب

$$\theta = \left[\sum_{i,j=1}^n K_h(X_{ij}^T \theta) \hat{\rho}_j(b_j)^2 X_{ij} X_{ij}^T / \hat{f}(X_j^T \theta) \right]^{-1} \cdot \sum_{i,j=1}^n K_h(X_{ij}^T \theta) \hat{\rho}_j(b_j) X_{ij} (y_i - a_j) / \hat{f}(X_j^T \theta) \quad (9)$$

حيث ان :

$$\hat{\rho}_j = \rho_n(\hat{f}(X_j^T \theta)) = \rho_n(V)$$

$$V = \hat{f}(X_j^T \theta) = n^{-1} \sum_{i=1}^n K_h(X_{ij}^T \theta)$$

وان $f(\cdot)$: تمثل دالة التشذيب المستخدمة لمعالجة النقاط الحدودية و في بحثنا هذا سوف نستخدم الدالة الاتية :

$$\rho_n(V) = \begin{cases} 1 & \text{if } V \geq 2\text{Con}^{-\epsilon} \\ \frac{\exp[(2\text{Con}^{-1}-V)^{-1}]}{\exp[(2\text{Con}^{-1}-V)^{-1}] + \exp[V-\text{Con}^{-\epsilon}]^{-1}} & \text{if } 2\text{Con}^{-\epsilon} > V > \text{Con}^{-\epsilon} \\ 0 & \text{if } V \leq \text{Con}^{-\epsilon} \end{cases} \quad (10)$$

اذ ان :

ϵ و Co : ثوابت اكبر من الصفر (معالم التشذيب) و قد تم اختيار قيمتها من قبل الباحث Hardle و اخرون عام (1993) بحيث تكون :

$$\epsilon < \frac{1}{20} \quad \text{and} \quad \text{Co} < \frac{1}{20}$$

الخطوة (3) : تكرر الخطوتين (1) و (2) مع الشرط $\theta_{\text{rMAVE}} = \frac{\theta}{\|\theta\|}$ حتى التقارب والمقدر الاخير هو مقدر θ_0 rMAVE و تعرف من خلال $\hat{\theta}_{\text{rMAVE}}$.

Real data

7. البيانات الحقيقية

7.1 وصف البيانات

للتحقق من اداء الطرائق المستعملة في هذا البحث تم استخدام بيانات حقيقية لـ 30 شركة لدراسة ظاهرة عرض النقد و العوامل المؤثرة عليه في مزاد البنك المركزي العراقي لعام 2012م. وتم الحصول على بيانات من سوق العراق للاوراق المالية المبينة في الجدول رقم (1) ادناه . اذ تم تحليل هذه البيانات باستخدام انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي و تم الحصول على النتائج الاحصائية للانموذج باستخدام برنامج (R- package) و المبينه في الجدولين رقم (2) و (3) .
y: متغير الاستجابة والمتمثل بعرض النقد (مليار دينار).
و المتغيرات التوضيحية المستعملة تتمثل بما يلي:

X_1 : الاحتياطي القانوني (مليار دينار)

X_2 : الاحتياطي الفائض (مليار دينار).

X_3 : مبيعات الدولار (مليون دولار).

X_4 : مشتريات الدولار (مليون دولار)

n	Yi عرض النقد	X1 الاحتياطي القانوني	X2 الاحتياطي الفائض	X3 مبيعات الدولار	X4 مشتريات الدولار	X5 مزااد وصولات سندات البنك	X6 مزااد وصولات وزارة المالية	X7 تسهيلات الايداعات
1	42528	19773	2069	3573180	761	2015	460	796
2	42971	21008	2042	2765880	585	1837	460	732
3	42033	9329	13368	3437460	1170	1547	460	3643
4	42021	9263	13163	3025620	2340456	1485	400	3628
5	41980	8918	13382	3550950	1170458	1320	500	4069
6	42151	8314	13205	3339180	6439095	1520	600	3903
7	43445	8763	13461	3371940	3511170	1440	900	3065
8	40951	8879	13414	3634020	1755	1440	3608	2946
9	41555	9112	11360	2950740	2341170	1340	4010	3287
10	42594	8915	12177	3794310	2342258	1340	3921	3099
11	43645	9352	12867	3015090	4681521	1340	4102	3201
12	45270	9416	12929	3312270	4096088	1200	4478	2803
13	42799	9340	16758	3433950	4680000	1200	4628	3085
14	43054	9850	16525	3225690	2340000	1200	4547	3366
15	40665	9970	15507	3714750	2341170	1300	7296	2842
16	40778	7900	14606	3370770	3610000	1148	7580	2390
17	42985	8230	15674	3707730	2340000	963	7601	2271
18	44856	8300	17895	3266640	4680000	463	7771	966
19	45177	8704	17724	3593070	2341170	215	7712	1899
20	45920	8869	18469	3990870	5850000	100	7733	1927
21	46316	6466	22128	3336840	7020000	400	7847	1844
22	48327	6508	22179	3148470	5851170	600	8185	1076
23	53810	7155	28400	3979170	7021170	400	5225	1066
24	51742	6821	21993	3326650	3510000	400	5072	1280
25	49924	6906	20480	3658590	2340000	500	4944	1825
26	48369	6993	18555	3941730	2340000	700	4903	1913
27	53014	6732	22790	3089970	5850000	700	4304	1051
28	52572	7038	21499	4036500	5850000	700	4329	1231
29	53295	7189	21806	3781440	4680000	600	4274	948
30	54630	7224	22835	3804840	3510000	600	4513	1044

X_5 : مزااد وصولات سندات البنك (مليون دينار).

X_6 : مزااد وصولات وزارة المالية (مليون دينار).

X_7 : تسهيلات الايداعات (مليار دينار).

جدول رقم (1)

يمثل البيانات الحقيقية لظاهرة عرض النقد والعوامل المؤثرة عليه لبعض الشركات في مزاد البنك المركزي العراقي لعام 2012

جدول رقم (2)

يمثل تقديرات المعاملات (Esti) و الخطأ المعياري (SD) و القيم الحسابية والقيمة الجدولية لأختبار t لأنموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي باستعمال طريقة (MAVE) و طريقة (rMAVE) للبيانات الحقيقية

coefficient	MAVE method				rMAVE method			
	Esti	S.D	t- statistic	t- table	Esti	S.D	t- statistic	t- table
X ₁	0.26518	0.042	6.220	2.074	0.28546	0.034	8.164	2.074
X ₂	-0.2830	0.249	-1.133		-0.24169	0.234	-1.031	
X ₃	-0.0326	0.155	-0.210		-0.00198	0.143	-0.013	
X ₄	-0.00371	0.144	-0.025		0.01803	0.136	0.132	
X ₅	0.31961	0.022	14.491		0.30730	0.026	11.506	
X ₆	0.55969	0.068	8.148		0.54368	0.062	8.680	
X ₇	0.65790	0.105	6.217		0.68537	0.116	5.898	

جدول رقم (3)

يوضح قيم متوسط مربعات الخطأ (MSE) للطريقتين لدالة الانحدار لبيانات عرض النقد

Method	MAVE	rMAVE	Best
MSE	9397904	14342115	MAVE

7-2 تفسير و تحليل نتائج البيانات الحقيقية

من خلال دراسة نتائج البيانات الحقيقية توصلنا الى الاتي :

اولاً: تحليل النتائج باستعمال طريقة (MAVE)

من خلال الجدول رقم (2) نلاحظ وجود علاقة معنوية بين المتغيرات التوضيحية الاتية (X₁ و المتمثل بالاحتياطي القانوني و X₅ المتمثل بمزاد وصولات مستندات البنك و X₆ و المتمثل بمزاد الوصولات وزارة المالية و X₇ و المتمثل بتسهيلات الايداعات) و المتغير المعتمد (y_i) المتمثل بعرض النقد اذ بلغت درجة التأثير لـ (θ₁) و المساوية الى (0.26518) و هي تعني ان الزيادة بدرجة واحدة في الاحتياطي القانوني يؤدي الى زيادة في قيمة عرض النقد بقيمة (0.26518) .

وبلغت درجة التأثير لـ (θ₅) و المساوية الى (0.31961) و هي تعني ان الزيادة بدرجة واحدة في مزاد وصولات مستندات البنك يؤدي الى الزيادة في عرض النقد بقيمة (0.31961) . في حين بلغت درجة التأثير لـ (θ₆) و المساوية الى (0.55969) و هي تعني ان الزيادة بدرجة واحدة في مزاد وصولات وزارة المالية يؤدي الى الزيادة في قيمة عرض النقد بقيمة (0.55969) كما بلغت درجة التأثير لـ (θ₇) و المساوية الى (0.65790) و هي تعني ان الزيادة بدرجة واحدة في تسهيلات الايداعات يؤدي الى الزيادة في قيمة عرض النقد بقيمة (0.65790) و يعتبر المتغير (X₇) هو من اكثر المتغيرات (العوامل) المؤثرة على عرض النقد.

وبما ان القيمة الحسابية لأحصاء الاختبار t اكبر من القيمة الجدولية له فهذا يعني وجود علاقة معنوية ذات دلالة احصائية بين المتغيرات التوضيحية (X₁ و X₅ و X₆ و X₇) و عرض النقد عند مستوى المعنوية (α = 0.05) , و من خلال اختبار الفرضيات تم الحصول على الانموذج التنبؤي شبه المعلمي احادي المؤشر لدالة عرض النقد في البنك المركزي العراقي باستعمال طريقة (MAVE) الاتي :

$$\hat{y} = \hat{g}(X^T\hat{\theta}) = \hat{g}_4(0.26518X_1 + 0.31961X_5 + 0.55969X_6 + 0.65790X_7)$$

ثانياً : تحليل النتائج باستعمال طريقة (rMAVE)

من خلال جدول رقم (2) نلاحظ وجود علاقة معنوية ذات دلالة احصائية بين المتغيرات التوضيحية الآتية (X_1 : الاحتياطي القانوني و X_5 : مزاد وصولات مستندات البنك و X_6 : مزاد الوصولات وزارة المالية و X_7 : تسهيلات الايداعات) وعرض النقد عند مستوى المعنوية ($\alpha = 0.05$) لكون القيم الحسابية لأحصاء الاختبار (t) اكبر من القيمة الجدولية لها. في حين كانت المتغيرات التوضيحية (X_2 : الاحتياطي الفائض و X_3 : مبيعات الدولار و X_4 : مشتريات الدولار) ليس لها اي تأثير معنوي على عرض النقد . اذ بلغت درجة التأثير (θ_1) (0.28546) وهذا يعني ان الزيادة بدرجة واحدة في قيمة الاحتياطي القانوني يؤدي الى الزيادة في عرض النقد بقيمة (0.26518) . و بلغت درجة تأثير θ_5 (0.30730) وهذا يعني ان الزيادة في قيمة مزاد وصولات مستندات البنك تؤدي الى الزيادة في عرض النقد بقيمة (0.30730) . كما بلغت درجة تأثير θ_6 (0.54368) وهذا يعني ان الزيادة في مزاد وصولات وزارة المالية تؤدي الى الزيادة في عرض النقد بقيمة (0.54368) في حين بلغت درجة تأثير θ_7 (0.68537) وهذا يعني ان الزيادة في قيمة تسهيلات الايداعات تؤدي الى زيادة في عرض النقد بقيمة (0.68537) و هي الاكثر تأثيراً من بقية العوامل على عرض النقد و من خلال اختبار الفرضيات تم الحصول على الانموذج التنبؤي شبه المعلمي احادي المؤشر لدالة عرض النقد في البنك المركزي العراقي باستعمال طريقة (rMAVE) الآتي :

$$\hat{y} = \hat{g}(X^T \hat{\theta}) = \hat{g}_4(0.28546X_1 + 0.30730X_5 + 0.54368X_6 + 0.68537X_7)$$

ثالثاً: مقارنة النتائج باستعمال طريقة (MAVE) و (rMAVE)

من خلال الجدول رقم (3) نلاحظ ان طريقة (MAVE) هي افضل من طريقة (rMAVE) في تقدير انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي لكون طريقة (MAVE) تعطي اقل قيمة لمتوسط مربعات الخطأ (MSE) من طريقة (rMAVE) . و هذا يعني ان طريقة (MAVE) قادرة على تمثيل دالة عرض النقد في البنك المركزي العراقي .

8 . الاستنتاجات و التوصيات

8-1 الاستنتاجات :

- 1- وجود علاقة معنوية ذات دلالة احصائية بين (X_1 : المتمثل بالاحتياطي القانوني و المتغير المعتمد y_i : المتمثل بعرض النقد) عند مستوى الدلالة ($\alpha = 0.05$).
- 2- وجود علاقة معنوية ذات دلالة احصائية بين (X_5 : المتمثل بمزاد وصولات مستندات البنك و المتغير المعتمد y_i : المتمثل بعرض النقد) عند مستوى الدلالة ($\alpha = 0.05$).
- 3- وجود علاقة معنوية ذات دلالة احصائية بين (X_6 : المتمثل بمزاد وصولات وزارة المالية و المتغير المعتمد y_i : المتمثل بعرض النقد) عند مستوى الدلالة ($\alpha = 0.05$).
- 4- وجود علاقة معنوية ذات دلالة احصائية بين (X_7 : المتمثل بتسهيلات الايداعات و المتغير المعتمد y_i : المتمثل بعرض النقد) عند مستوى الدلالة ($\alpha = 0.05$).
- 5- عدم وجود علاقة معنوية ذات دلالة احصائية بين المتغيرات الآتية : (X_2 : المتمثل بالاحتياطي الفائض , X_3 : المتمثل بمبيعات الدولار و X_4 : المتمثل بمشتريات الدولار و المتغير المعتمد (y_i) : المتمثل بعرض النقد).
- 6- و من خلال النتائج التي تم الحصول عليها تم الاستنتاجات بان العامل السابع X_7 المتمثل بتسهيلات الايداعات هو اكثر العوامل تأثيراً على قيمة عرض النقد.
- 7- اظهرت نتائج تطبيق البيانات الحقيقية في تحديد العوامل المؤثرة على عرض النقد في البنك المركزي العراقي ان طريقة (MAVE) هي الافضل في تقدير متجه المعلومات و دالة الربط لانموذج المؤشر الاحادي .

Recommendations

8-2 التوصيات

- بناءً على ما تم التوصل اليه من الاستنتاجات ادناه اهم التوصيات :
- 1- اوصي باستعمال طرائق شبه معلمية اخرى غير المذكورة في متن البحث في تقدير نماذج المؤشر الاحادي كطريقة المربعات الصغرى شبه المعلمية (SLS) Semi-parametric Least Square method , و طريقة المربعات الصغرى شبه المعلمية الموزونة (WLS) Weighted Semi-parametric Least Square method ومقارنتها مع طريقة (MAVE) و (rMAVE) .
- 2- اوصي باستعمال طريقة (MAVE) في تحليل نماذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي لكفاءتها العالية في عملية التقدير مقارنة مع طريقة (rMAVE) .

References

المصادر

- [1] Kong , E ., Xia , Yi . (2007) , “ variable selection for the single index model “ . Biometrika 94 , pp. 217-229 .
- [2] 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 nonlinear world , pp. 347-360 .
- [3] Naik , P.A., and Tsai, C.L. (2001) , “ single index model selections “ . Biometrika 88 , pp. 821-832 .
- [4] Thomas , J.F. (2006),“ Simulation study for single index model” . submitted to the Department of Mathematical sciences of Clemson university , in partial fulfillment for The requirements for The degree of Master of science in Mathematical sciences .
- [5]Wang ,G.(2010) , " High / Ultra – High Dimensional single index models" . Dissertation submitted to the Graduate Faculty of the university of Georgia in partial fulfillment of the requirements for the degree doctor of philosophy , department of statistics .
- [6]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
- [7] Xia, Y. (2006) , “Asymptotic Distribution for Tow estimators of the Single – index model ” , National university of Singapore , Econometric Theory , 22 , pp. 1112 – 1137.
- [8] 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.

