مقارنة بين طرائق تقدير انموذج دالة التحويل اللامعلمية وشبه المعلمية في السلاسل الزمنية باستعمال المحاكاة

ا.د. مناف يوسف حمود / كلية الادارة والاقتصاد / جامعة بغداد
الباحث/ يقين خليل برهان

تاريخ التقديم:2017/9/28
تاريخ القبول:2017/12/3

المستخلص :

يعد أنموذج دالة التحويل من المفاهيم الاساسية في السلاسل الزمنية اذ يتعامل مع السلسلة الزمنية المتعددة المتغيرات، اما بالنسبة الى تصميم هذا الانموذج فانه يعتمد على البيانات المتاحة في السلسلة الزمنية وعلى المعلومات الاخرى في السلسلة لذلك عند تمثيل إنموذج دالة التحويل يعتمد على تمثيل البيانات ودقة المعلومات المتاحة واستعمال هذه المعلومات في النموذجة، في هذا البحث تم تقدير دالة التحويل باستعمال الاسلوب اللامعلمي المتمثل بطريقتين الانحدار الخطي الموضعي وطريقة الشريحة التمهيدية التكعيبية والأسلوب شبه المعلمي متمثلا بانموذج احادي المؤشر شبه المعلمي مع مقترحين استعمال مؤشر احادي معلمي خطي مع مقدري انحدار الخطي الموضعي والشريحة التمهيدية التكعيبية، ان هدف هذا البحث يتمثل بمقارنة بين المقدرات المذكورة انفا باستعمال اسلوب المحاكاة و عند حجوم عينات (n=100,150,200) اظهرت النتائج التي تم التوصل اليها ان المقدر المقترح (C.S.S-L.S.I) هو الافضل من بين المقدرات المدروسة لمعظم حجوم العينات المدروسة .

المصطلحات الرئيسة للبحث : دالة التحويل ، الانحدار الخطي الموضعي ، الشريحة التمهيدية التكعيبية ، انموذج احادي المؤشر شبه المعلمي.

مجلة العلوم
الاقتصادية والإدارية
العدد 106 المجلد 24
الصفحات 375ـ 391

* بحث مستل من رسالة ماجستير

1-المقدمة :

عند دراسة السلاسل الزمنية نجد انها تصنف تبعاً لعدد متغيرات الإنموذج المدروس فأنموذج السلسلة الزمنية الذي يعتمد على متغير واحد يسمى أنموذج السلسلة الزمنية ذات المتغير الواحد (univariate time series model) وهذا النوع من النماذج ، يستعمل فقط البيانات السابقة والحالية عن هذا المتغير اما اذا اخذ الأنموذج بنظر الاعتبار العوامل الخارجية الاخرى التي تؤثر في المتغير ، ففي هذه الحالة يتم اللجوء الى استعمال نماذج متعدد المتغيرات (multiple time series model) وبما ان هذا النماذج معقدة في عملية النموذجة لذا تم وضع او بناء أنموذج يعمل على وصف هذه المتغيرات اوعدم اخذ الترابط بين السلسلة بنظر الاعتبار، لهذا تم الاعتماد على أنموذج يتم من خلاله وصف العلاقة الديناميكية بين متغيرات النظام والذي يدعى بأنموذج دالة التحويل (transfere function model) الذي يسمح ببناء انموذج ديناميكي فعال بين متغيرات المدخلات (input) ومتغيرات المخرجات (output) ، وبين متغيرات المدخلات (input) مع حد الخطأ ، ان أنموذج دالة التحويل المعلمية يجمع بين بعض مواصفات نماذج(ARIMA) ذات المتغير الواحد في السلاسل الزمنية ، وبين مواصفات نماذج الانحدار المتعدد اي انها تجمع بين اسلوب السلاسل الزمنية واسلوب السببية وان هذه الميزة اعطته الاهمية الكبيرة والبارزة في عملية التحليل الدقيق لمختلف الظواهر [4]ص27.

في هذا البحث تم دراسة انموذج دالة التحويل اللامعلمية (Nonparametric Transfer Function Model) المقترح من قبل كل من (Jun M. Liu, Rong Chen and Qiwei Yao) (2011)[18]ص2 اذ يتم تطبيق هذا الانموذج حتى في حالة كون السلسلة الزمنية تعاني من اللاخطية العالية فضلاً عن اتصافه بانه يجمع ما بين نماذج Box-Jenkins والتمهيد اللامعلمي لان الانموذج يتكون من جزأين : الجزء الاول متمثل بالدالة $g(x)$ التي يتم تقديرها بأستعمال احدى الطرائق اللامعلمية التمهيدية اما الجزء الثاني المتمثل بحد الخطأ e_t فيتبع احد نماذج Box-Jenkins (AR , MA , ARMA , ...الخ) [22] ، تم استعمال بعض طرائق التمهيد اللامعلمي في تقدير انموذج دالة التحويل اللامعلمية والهدف منها هي السماح للبيانات بالتحدث عن نفسها لفهم العلاقات المتعلقة بها وتحديد شكل العلاقة الرياضية بين متغيرات السلسلة الزمنية.

2-هدف البحث :

تقدير انموذج دالة التحويل اللامعلمية باستعمال طرائق التمهيد اللامعلمية ثم عمل مقارنة بين هذا الطرائق باختلاف معلمة التمهيد الخاصة بكل طريقة .

3-1 انموذج دالة التحويل اللامعلمية :

تشير دالة التحويل اللامعلمية الى تمثيل العلاقة بين دالة التحويل لـ Box – Jenkis مع التمهيد اللامعلمي و التي من خلالها يتم تقدير كل من دالة التحويل اللامعلمية مع معالم أنموذج ARMA بواسطة الاسلوب التكراري [18] ، وعادة في نماذج دالة التحويل اللامعلمية يكون شكل الدالة غير معروف لكن يتسم بكونه دالة تمهيدية ، ويمكن التعرف على هذا الانموذج كأالاتي [22]ص1،2،3 [17] ص1،2:

$$Y_t = g(X_t) + e_t \qquad \dots(1)$$

اذ ان

$g(.)$: دالة تمهيدية غير معروفه ويتم تقديرها وفق احدى طرائق التمهيد

Y_t : متغير المخرجات output variable

X_t : متغير المدخلات input variable

e_t : التشويش الابيض white noise ، والذي من المفترض ان يتبع عملية ARMA(p,q)

$$\varphi(B)e_t = \theta(B)\varepsilon_t$$

اذ ان

$$\varphi(B) = 1 - \sum_{i=1}^{p} \varphi_i B^i \qquad \dots (2)$$

$$\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots \dots \dots . \varphi_p)^T$$

$$\theta\,(B) = 1 - \sum_{j=1}^{q} \theta_j B^j \qquad \dots (3)$$

$$\theta = (\theta_1, \theta_2 \dots \dots \dots \theta_q)^T$$

وهذا يؤدي الى

$$\beta = (\varphi_1, \varphi_2, \dots \dots \varphi_p, \theta_1, \theta_2, \dots \dots \theta_q)^T$$

ويفترض ان يكون كلا المتغيرات e_t و X_t مستقلين ، وهذا يضمن الاستقلالية بين e_t و Y_t .

ومن خلال نمذجة e_t باعتباره عملية **ARMA(p,q)** يتم ازالة الارتباط الذاتي من البيانات بحيث يمكن تقدير $g(.)$ بشكل اكثر كفاءة .

وان كلا من $g(.)$ و β يمكن تقديرها من خلال الحل التكراري والعددي للدالة اللاخطية الاتية[18]ص8

$$\inf_{g,\beta} \sum_{t=1}^{n} \{Y_t - g(X_t) + \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} - 1\right][Y_t - g(X_t)]\}^2 \qquad \dots . (4)$$

اذ ان

$\beta \in R^{p+q}$ و g تحقيق شروط الاستمرارية والانعكاسية .

3-2 طرائق تقدير دالة التحويل للامعلمية

يتم تقدير دالة التحويل من خلال طرائق التمهيد اللامعلمية وكالاتي :

1- طريقة التقدير بأستعمال ممهد الانحدار الخطي الموضعي :

Local Linear Regression Estimation Method

يعد ممهد الانحدار الخطي الموضعي احد الممهدات اللامعلمية التي تمتلك عدة مميزات تجعلها مميزه عن بقية الممهدات ومنها قدرته على التكيف مع التصاميم العشوائية والثابتة وكذلك قدرته التقاربية العالية بين جميع مقدرات **kernel** والسلاسل المتعامدة وطرائق الشرائح التمهيدية [9]. ان بناء متعدد الحدود الموضعي وبافتراض ان المشتقة الثانية لـ $g(X_t)$ موجودة وهذا يتطلب ايجاد قيم a, b التي تعمل على تقليل الاتي[10]ص3،2:

$$\sum_{t=1}^{n} \{Y_t - a - b(X_t - x)\}^2\, K_h(X_t - x) \qquad \dots (5)$$

اذ ان

b : هو مقدر المشتقه الاولى لدالة $g(X_t)$

a : مقدر دالة $g(X_t)$

$$\hat{g}(X_t) = \hat{a} = \frac{\sum_{t=1}^{n} W_t Y_t}{\sum_{t=1}^{n} W_t} \qquad \dots(6)$$

اذ ان

$$K_h(.) = h^{-1} K(\cdot/_h)$$

kernel هي دالة: $k(.)$

و ان

$$w_n = K\left(\frac{x - X_t}{h}\right) \left[s_{n,2} - (x - X_t) s_{n,1}\right] \qquad \dots(7)$$

اذ ان

bandwidth معلمة التمهيد : h

X: تشير إلى قيمة المشاهدة الموضعية

$$s_{n,u}(x) = \sum_{t=1}^{n} K\left(\frac{x - X_t}{h}\right) (x - X_t)^u \qquad u = 1,2 \qquad \dots(8)$$

بعد ذلك نقوم بتعويض المعادلة (5) في المعادلة (4) فيتم الحصول على[18]ص8:

$$\inf_{g,\beta} \sum_{t=1}^{n} \{[Y_t - a - b(X_t - x)] + \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} - 1\right] [Y_t - g(X_t)]\}^2 \; k_h(X_t - x) \qquad \dots.(9)$$

اما بالنسبة الى معلمات انموذج **ARMA** اللاخطي التي يتم حلها بشكل تكراري وعددي كما في المعادلة *(4)* اذ تكون المعلمات متمثلة بـ (θ , φ) [18] وعليه فأن هنالك العديد من الخوارزميات لحل مشكلة اللاخطية ،و في هذا البحث فقد تم اعتماد مقدر اللاخطي على اساس خوارزمية **Gauss-Newton** التي تعرف بانها طريقه تكرارية تستعمل بانتظام لحل مشكلة المربعات الصغرى اللاخطية وتعد هذه الطريقة موضع اهتمام الباحثين لأنها لا تتطلب حساب المشتقات من الدرجة الثانية ويتم اللجوء اليها في حالة الحصول على نظام معادلات لاخطية التي من الصعب ايجاد المشتقة الثانية لها[12]ص106، وبذلك يمكن تقدير كل من (θ, φ) كالاتي :

بما ان

$$e_t = \frac{\theta(B)}{\varphi(B)} \varepsilon_t$$

اذ ان

$$e_t \, \varphi(B) = \theta(B) \varepsilon_t$$

ومن ثم

$$\varepsilon_t = \frac{\varphi(B)}{\theta(B)} \, e_t$$

وبأخذ مجموع مربعات الأخطاء ε_t نحصل على:

$$\sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^{n} \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} \, e_t\right]^2 \qquad \dots(10)$$

وبأشتقاق المعادلة (10) بالنسبة الى كلاً من φ و θ نحصل على :

$$\frac{\partial \sum \varepsilon_t^2}{\partial \varphi} = 2\sum_{t=1}^{n}\left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}e_t\right]\frac{1}{\theta(B)}e_t$$

يتم مساواة المعادلة اعلاه الى الصفر نحصل على الاتي :

$$\frac{\partial \sum \varepsilon_t^2}{\partial \varphi} = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}e_t\right]\frac{1}{\theta(B)}\, e_t \qquad \dots(11)$$

$$\frac{\partial \sum \varepsilon_t^2}{\partial \theta} = 2\sum_{t=1}^{n}\left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}e_t\right].\left[\frac{\theta(B)-\varphi(B)}{\theta(B)^2}\right]$$

وايضا يتم مساواة المعادلة اعلاه الى الصفر نحصل على الاتي :

$$\frac{\partial \sum \varepsilon_t^2}{\partial \theta} = \sum_{t=1}^{n}\left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}e_t\right]\left[\frac{\theta(B)-\varphi(B)}{\theta(B)^2}\, e_t\right] \qquad \dots(12)$$

ومن خلال تبسيط المعادلتين (11) (12)نحصل على الاتي:-

$$\frac{\partial \sum \varepsilon_t^2}{\partial \theta} = \frac{\varphi(B)}{\theta(B)^2}\sum_{t=1}^{n} e_t^2 \qquad \dots(13)$$

$$\frac{\partial \sum \varepsilon_t^2}{\partial \varphi} = \frac{\varphi(B)}{\theta(B)}.\frac{\theta(B)-\varphi(B)}{\theta(B)^2}\sum_{t=1}^{n} e_t^2 \qquad \dots(14)$$

اما المعادلتين (13) (14) نلاحظ انها معادلات لاخطية ولهذا يتم استعمال طريقة Gauss-Newton لغرض حل هذه المعادلات وتكون كالاتي [19] *ص 80 113* **:-**

تعطى قيم تقدير اولي $\beta_0 = (\varphi_1^0 \dots \dots \varphi_p^0, \theta_1^0 \dots \dots \theta_q^0)'$

اذن

$$\varphi_0(B)\,\theta_0\,(B)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty}\pi_i^0\, B^i \qquad \dots(15)$$

$$\theta_0(B)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty}\zeta_i^0 B^i \qquad \dots(16)$$

$$\varphi_0(B)\,\theta_0(B)^{-2} = \sum_{i=0}^{\infty}\psi_i^0 B_i \qquad \dots(17)$$

$$\varphi_0(B)\,\theta_0(B)^{-1}et = \sum_{i=0}^{t-1}\pi_i^0\ et - i$$

$$\theta_0(B)^{-1} et = \sum_{i=0}^{t-1} \zeta_i^0 \; et - i$$

$$\varphi_0(B)\,\theta_0(B)^{-2} = \sum_{i=0}^{t-1} \psi_i^0 \; et - i$$

نكتب بشكل متسلسل (Taylor) في (β_0).[18]ص22 ص23

$$\varepsilon_t \approx \frac{\varphi_0(B)}{\theta_0(B)} et - \sum_{i=1}^{p} \frac{1}{\theta_0(B)} et - i\,\Delta\varphi_i + \sum_{j=1}^{q} \frac{\varphi_0(B)}{\theta_0^2(B)} \; et - j\,\Delta\theta_j \qquad \dots(18)$$

اذن:

$$\Delta\varphi_i = \varphi_i - \varphi_i^0$$
$$\Delta\theta_j = \theta_j - \theta_j^0$$

وبواسطة التقدير في المعادلة (17) يكون لدينا معادلة الانحدار الاتي:-

$$\sum_{i=0}^{t-1} \pi_i^0 \, e_{t-i} = \left[\sum_{j=1}^{p}\sum_{i=0}^{t-j-1} \zeta_i^0 \, e_{t-j-i}\Delta\varphi_i\right] + \left[\sum_{j=1}^{q}\sum_{i=0}^{t-j-1} \psi_i^0 e_{t-j-i}\Delta\theta_i\right] + \varepsilon_t \qquad \dots(19)$$

$\Delta\beta$ يمكن ان تقدر من خلال تقليل المقدار الاتي:-

$$\sum_{t=m}^{n}\left[\sum_{i=0}^{t-1}\pi_i^0 \, e_{t-i} - \sum_{j=1}^{p}\sum_{i-1}^{t-j-1} \zeta_i^0 \, e_{t-j-i}\,\Delta\varphi_i + \sum_{j=1}^{q}\sum_{i=0}^{t-j-1} \psi_i^0 \, e_{t-j-i}\,\Delta\theta_i\right]^2 \qquad \dots(20)$$

اذن:-

$$m = [\max\ (p,q) + 1]$$

وبذلك فان تقدير β يكون كالاتي :

$$\hat{\beta} = \beta_0 + \Delta\hat{\beta}$$

وفي هذه المرحلة نقوم بدمج المعادلة ومن ثم تقليل المقدار فنحصل على تقدير للـ β و$g(X_t)$ و كالاتي :

$$\sum_{j=1}^{n}\sum_{t=m}^{n}\left[Y_t - a - b(X_t - x_j) + \sum_{L=1}^{t-1}\pi_{i=1}^0 e_{t-L}\sum_{i=1}^{p}\sum_{L=0}^{t-i-1}\zeta_i^0 \; e_{t-j-L}\;\Delta\varphi_i + \sum_{i=1}^{q}\sum_{L=0}^{t-i-1}\psi_i^0 \; e_{t-j-L}\;\Delta\theta_i\right]^2$$
$$k_h(X_t - x_j) \qquad \dots.(22)$$

ويمكن ان نتوصل الى صيغة عامه لتقدير أنموذج دالة التحويل اللاخطية اللامعلمية وحسب الاتي :

$$\hat{Y}_t = g(X_t) + \varepsilon_t - \sum_{i=t}^{\infty} \pi_i e_{t-i} + \sum_{i=1}^{t-1} \pi_i \left[g(X_{t-i}) - \hat{g}(X_{t-i})\right] + \sum_{i=1}^{t-1} (\hat{\pi}_i - \pi_i)\left[g(X_{t-i}) - \hat{g}(X_{t-i}) + e_{t-i}\right] \quad ...(30)$$

- خوارزمية :

توضح هذه الخوارزمية طريقة التقدير اللاخطية بأستعمال ممهد الانحدار الخطي الموضعي التي يتم من خلالها تقدير متجه معلمات β اللاخطية و $g(X_t)$ وعلى النحو الاتي [18]ص8:

1- الحصول على تقدير اولي $\hat{g}(X_t)$ بأستعمال طريقة الانحدار الخطي الموضعي **(LLR)** مع تجاهل الارتباط المتسلسل في e_t

2- الحصول على تقدير اولي لـ $\hat{\beta} = (\hat{\varphi}, \hat{\theta})$ من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{t=1}^{n} \left\{\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}\left[Y_t - \hat{g}(X_t)\right]\right\}^2$$

بالنسبة الى θ و φ

3- يتم تقدير (a, b) من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{t=1}^{n} \left\{Y_t - a - b(X_t - X_j) + \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} - 1\right]\left[Y_t - \hat{g}(X_t)\right]\right\}^2 K_h(X_t - X_j)$$

4- بعد الحصول على $(\hat{a}, \hat{b})$ يتم تقدير β من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{j=1}^{n}\sum_{t=1}^{n} \left\{Y_t - \hat{a} - \hat{b}(X_i - X_j) + \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} - 1\right]\left[Y_t - \hat{g}(X_t)\right]\right\}^2 K_h(X_t - X_j)$$

5- يتم الاستمرار بتكرار الخطوة (3)و (4) الى ان $\hat{\beta}, \hat{g}(X_t) = \hat{a}$ تتغير من خلال كمية صغيره في اثنين من التكرارات المتعاقبة والقيم النهائية $\hat{\beta}, \hat{g}(X_t)$ هي مقدرات لل $\beta, g(X_t)$

2 - طريقة التقدير بأستعمال ممهد الشريحة التكعيبية [7]ص 223 و 224 [8]ص588 و 589:

تعد طريقة الشرائح التمهيدية التكعيبية من الطرائق التي تستعمل لإيجاد تقدير الدوال المراد تمهيدها. والفكرة الاساسية لهذا المقدر هو ايجاد مقدر دالة تمهيدي الذي يعمل على تقليل مجموع مربعات البواقي الجزائية **(penalized residual sum of squares)** مضاف اليها حد الجزاء **(roughness penalty)** وتكون بالشكل الاتي:-

$$\sum_{t=1}^{n} \left[Y_t - g(X_t)\right]^2 + \lambda \int_a^b \left[\acute{g}(X)\right]^2 d_x \quad ...(31)$$

اذ ان
الجزء الاول من المعادلة المذكورة اعلاه يشير الى مجموع مربعات البواقي (Rss)
λ: معلمة التمهيد او معلمة الجزء $\lambda > 0$
والجزء الثاني من المعادلة يشير الى حد الجزاء غير الممهد (roughness penalty) اما بالنسبة لمعلمة λ فإنها تتحكم بكمية التمهيد من خلال وزن مشاركة المشتقة الثانية لدالة الجزاء، عندما $\lambda \to \infty$ فان المقدر يكون عباره عن مجموع مربعات البواقي وبذلك فأن تقدير الشريحة سوف يكون ثابت ، اما عندما $\lambda \to 0$ فأن مجموع مربعات البواقي سيوضح البيانات اي ان حد الجزاء سيختفي[1]ص 39 ومنها فان معلمة التمهيد تلعب دوراً رئيساً في السيطرة على المفاضلة بين حسن المطابقة (the goodness of fit) والمتمثل بواسطة (smoother) والذي تم قياسه بواسطة المقدار الاتي[7]ص 224 :

$$\left[\int_a^b [\acute{g}(X_t)]^2 d_X\right]$$

وان الشرط الضروري لدالة (g) ان تكون قابلة للاشتقاق مرتين وامكانية التكامل لمربع المشتقة الثانية، اذ يكون الفرق بين شرائح التمهيد Smoothing Spline و شرائح الانحدار Regression Spline في الشرائح التمهيدية تكون العقد هي عدد مشاهدات السلسلة المدروسة اي ان (knot =n) اما شرائح الانحدار يتم استعمالها عندما تكون عدد المشاهدات كبير اذ يكون من الصعب تطبيق شرائح التمهيد و يكون اختيار العقد بشكل اختيار اذ تكون العقد اقل من المشاهدات قيم السلسلة الزمنية بسبب حذف العقد الغير الاساسية (knot< n) [7]ص76 [11]ص588، ان طريقة حل الجزاء الغير الممهد تم اقتراح كل من GREEN & SILVERMAN [13] (1994) طريقة لحساب الجزء الغير ممهد وكما يأتي[20]ص333:
نفرض لدينا n من مشاهدات قيم السلسلة الزمنية $(X_1, X_2, \dots X_n)$ في الفترة الزمنية [a, b] ، فان g تشير الى الشريحة التكعيبية اذا تحقق الشرطين الآتيين :
1.في الفترة $(a, X_1), (X_1, X_2) \dots (X_n, b)$ فان الدالة g تكون شريحة تكعيبية متعددة الحدود Spline polynomial cubic .
2.ان متعددة الحدود القطعية polynomial pieces تكون مناسبة عند النقطة X_t للمشتقة الاولى والثانية للدالة g ومستمرة في نقاط X_t ، اي ان g تكون مستمرة عند $[a, b]$ وقام الباحث (حبيب)(2016)[1] بدراسة ممهد الشريحة التكعيبية من اجل تقدير انموذج الانحدار الذاتي اللاخطي بوجود متغير خارجي (Nonlinear Autoregressive with Exogenous Variable (NARX) عندما تكون الاخطاء العشوائية مستقلة اما في هذا البحث تم استعمال هذه الطريقة من اجل تقدير دالة التحويل اللاخطية عندما تكون الاخطاء العشوائية مترابطة ولذا عند تعوض المعادلة (4) بالمعادلة (31) فنحصل على الصيغة يتم من خلالها تقدير انموذج دالة التحويل اللامعلمية وكالاتي :

$$inf_{g,\beta} \sum_{t=1}^{n} \left[[Y_t - g(X_t)]^2 + \lambda \int_a^b [g(X_t)'']^2 d_x + \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} - 1\right] [Y_t - g(X_t)]^2 \right]^2 \quad \dots (32)$$

اما بالنسبة الى معلمات (ARMA) فيتم تقديرها بطريقة كاوس نيوتين كما ذكرت في الطريقة السابقة وتكون صيغتها النهائية بالشكل الاتي:-

$$\sum_{j=1}^{n}\sum_{t=m}^{n}\left[[Y_t-g(X_t)]^2+\lambda\int_a^b[\acute{g}(X)]^2 d_x+\sum_{L=1}^{t-1}\pi_{i=1}^{0}e_{t-L}\sum_{i=1}^{p}\sum_{L=0}^{t-i-1}\zeta_i^0\, e_{t-j-L}\,\Delta\varphi_i+\sum_{i=1}^{q}\sum_{L=0}^{t-i-1}\psi_i^0\, e_{t-j-L}\,\Delta\theta_i\right]^2$$

اذ نعمل على تقليل المعادلة اعلاه من اجل تقدير $g(.),\beta$

والخوارزمية الاتية توضح طريقة التقدير اللاخطية بأستعمال ممهد الشريحة التمهيدية التي يتم من خلالها تقدير متجه معلمات β اللاخطية و $g(X_t)$ وعلى النحو الاتي:

1- الحصول على تقدير اولى $\hat{g}(X_t)$ بأستعمال طريقة الشريحه التمهيدية مع تجاهل الارتباط المتسلسل في e_t

2- الحصول على تقدير اولى للـ $\hat{\beta}=(\hat{\varphi},\hat{\theta})$ من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{t=1}^{n}\left\{\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}[Y_t-\hat{g}(X_t)]\right\}^2$$

بالنسبة الى θ و φ

3- يتم تقدير كلا من $g(X_t)$, β من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{t=1}^{n}\left[[Y_t-g(X_t)]^2+\lambda\int_a^b[g(X_t)'']^2\, d_x+\left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}-1\right][Y_t-g(X_t)]^2\right]$$

3-3 إنموذج دالة التحويل شبه المعلمية :
semiparametric transfer function model

هو انموذج مرن يجمع بين انموذجي دالة التحويل المعلمية و دالة التحويل اللامعلمية ، وتم اقتراحه من قبل الباحثون (John Carlo P. Daquis and Erniel B. Barrios) [16]ص21 (2009) اذ قاموا بافتراض ان دالة التحويل كأنموذج انحدار وعملوا على تجاهل الارتباط التسلسلي في سلسلة الاخطاء العشوائيه مع افترض ان الخطأ له توزيع مستقل اما في هذا البحث فقد تم اقتراح استعمال أنموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي semiparametric single index model (SSIM) في تمثيل أنموذج دالة التحويل شبه المعلمية ، بافتراض ان سلسلة الاخطاء العشوائية مترابطة وتتبع أنموذج ARMA(p,q) وحسب الاسلوب المتبع في الانموذج السابق.

3-4 أنموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي: semiparametric single index model (SSIM)

يعد انموذج المؤشر الاحادي احد النماذج شبه المعلمية والذي كان محور اهتمام الكثير من الباحثين لما يتصف به هذا الانموذج من المميزات وتم اقتراحه من قبل الباحثين (Hardle &Stoker) عام (1989) و الباحث (Ichimura) عام [1]ص3(1993) ان ما يميز هذا الأنموذج انه انموذج مرن واقل تقيدا من النماذج اللامعلمية اذ يقلل من خطر الحصول على النتائج المضللة وذلك لان دالة الربط تكون معرفه فضلا عن انموذج احادي المؤشر يتجنب عيوب الاسلوب اللامعلمي والذي يتضمن صعوبة الحصول على نتائج يتم عرضها والتوصل اليها وتفسيرها في حالة ان x متعدد الابعاد وهذا يؤدي الى تدني دقة التقدير مع زيادة ابعاد x [15]ص6.

في حالة كون دالـة الربط g مجهولـة فإنهـا يتم تقديرها بأحد الطرائق اللامعلميـة فان مؤشر الواحد شبه المعلمي يوفر مجموعة من المواصفات التي تتصف بأنها اكثر مرونة من الانموذج المعلمي ومع ذلك فانه يحتفظ بصفات المرغوبة فيها للنماذج المعلمية ومن هذه المواصفات هي تجنب تعدد الابعاد ومن ثم ان الفرق بين $g(.)$ والدالة الحقيقية يقترب من الصفر . [14]ص109وعند تقدير هذا النوع من النماذج فانه يكون على مرحلتين : المرحلة الاولى يتم اخذ البيانات على اعتبار ان الانموذج يتبع انموذجا معلميا ويتم تقديرها على اساس التقدير المعلمي اي استعمال طرائق التقدير المعلمية في تقدير الانموذج وبعد الحصول على التقدير المعلمي يتم اعتباره بانه يتبع انموذجاً لامعلمياً فيتم تقدير البيانات التي تم الحصول عليها في مرحلة التقدير المعلمي بأحدى الطرائق اللامعلمية [3] ص21 .

وقد قام الباحثان (مناف يوسف ، طارق عزيز)[2] بأستعمال انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي في تقدير دالة الانحدار وفق الصيغة كالاتي [15]ص1149،1147:

$$Y_t = g\left(X_t'\beta\right) + e_t \qquad t = 1,2 \ldots n \qquad \ldots (33)$$

اذ ان

β : تمثل متجه المعلمات (الجزء المعلمي)

$X_t'\beta$: تمثل دالة معلومة للمعلمة β وهي دالة المؤشر (Index)

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

في اغلب النماذج التي تحتوي على معلمة مجهولة والتي تمثل الجزء المعلمي مع دالة مجهولة والتي تمثل الجزء اللامعلمي فهي نماذج شبه معلمية **semiparametric model** ، وتم تسمية هذا الانموذج بهذا الاسم لان المتغيرات التوضيحية جميعها تجتمع في مؤشر واحد خطي $X_t'\beta$ [5] ص754،753 .

اما في هذا البحث سيتم اقتراح هذا الانموذج في تمثل دالة التحويل شبه المعلمية وكالاتي :

$$Y_t = g(w_t^*) + e_t \qquad \ldots . (34)$$

اذ ان

Y_t : يمثل متغير المخرجات

w_t^* : يمثل دالة التحويل الخطية

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

e_t : التشويش الابيض الذي يتبع انموذج **ARMA(p,q)**

بعد الحصول على تقدير دالة التحويل الخطية والتي تمثل الجزء المعلمي للانموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي وحسب طريقة المربعات الصغرى الشرطية يتم اعتبارها انموذجا معلميا يتم تقديره حسب الاجراء المتبع في تقدير دالة التحويل اللامعلمية وحسب الصيغة (4)

اذ يتم تقدير كل من $g(.)$ و β من خلال الحل التكراري العددي للمعادلة اللاخطية الاتية :

$$\inf_{g,\beta} \sum_{t=1}^{n} \{Y_t - g(w_t^*) + \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} - 1\right][Y_t - g(w_t^*)]\}^2 \qquad \ldots (35)$$

الطريقة المقترحة الاولى

وتستند هذه الطريقة على استعمال طريقة الانحدار الخطي الموضعي للانموذج الاحادي المؤشر عندما تكون دالة التحويل دالة خطية، بعد الحصول على تقدير دالة التحويل المعلمية الخطية يتم اعتبارها انموذجا لامعلميا اذ تمثل دالة الربط في انموذج المؤشر الواحد شبه المعلمي ويتم تقديرها بأستعمال طريقة الانحدار الخطي الموضعي وفق الصيغة الأتية :

$$\sum_{t=1}^{n}\{Y_t - a - b(w_t^* - w)\}^2 K_h(w_t^* - w) \qquad ..(36)$$

وتعوض المعادلة المذكور انفا في (35) نحصل على :

$$\inf_{g,\beta}\sum_{t=1}^{n}\{[Y_t - a - b(w_t^* - w)] + \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} - 1\right][Y_t - g(w_t^*)]\}^2\ K_h(w_t^* - w) \qquad ...(37)$$

اما معالم انموذج **ARMA** والمتمثلة بـ (θ, φ) فقد تم تقديرها حسب خوارزمية كاوس –نيوتن وبذلك تكون الصيغة العامة لأنموذج دالة التحويل شبه المعلمية كالاتي :

$$\hat{Y}_t = g(w_t^*) + \varepsilon_t - \sum_{i=t}^{\infty}\pi_i e_{t-i} + \sum_{i=1}^{t-1}\pi_i\,[g(w_{t-i}^*) - \hat{g}(w_{t-i}^*)] + \sum_{i=1}^{t-1}(\hat{\pi}_i - \pi_i)[g(w_{t-i}^*) - \hat{g}(w_{t-i}^*) + e_{t-i}]$$

الخوارزمية الأتية توضح انموذج دالة التحويل شبه معلمية التي تم تمثيلها حسب انموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي وتكون كالاتي :

- الخوارزمية :

1- تقدير دالة التحويل الخطية والتي تمثل الجزء المعلمي.

2- بعد الحصول على متجه قيم دالة التحويل الخطية يتم اعتباره كأنموذج لامعلمي اذ نطبق بعد ذلك خطوات تقدير دالة التحويل اللامعلمية والتي تتمثل بالاتي:

- الحصول على تقدير اولي $\hat{g}(w_t^*)$ بأستعمال طريقة الانحدار الخطي الموضعي **(LLR)** مع تجاهل الارتباط المتسلسل في e_t
- الحصول على تقدير اولي لـ $\hat{\beta} = (\hat{\varphi}, \hat{\theta})$ من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{t=1}^{n}\left\{\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}[Y_t - \hat{g}(w_t^*)]\right\}^2$$

بالنسبة الى θ و φ

- يتم تقدير (a, b) من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{t=1}^{n}\left\{Y_t - a - b\left(w_t^* - w_j^*\right) + \left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)} - 1\right][Y_t - \hat{g}(w_t^*)]\right\}^2\ K_h(w_t^* - w_j^*)$$

- بعد الحصول على $(\hat{a}, \hat{b})$ يتم تقدير β من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{j=1}^{n}\sum_{t=1}^{n}\left\{Y_t-\hat{a}-\hat{b}(w_i^*-w_t^*)+\left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}-1\right][Y_t-\hat{g}(w_t^*)]\right\}^2 K_h(w_t^*-w_t^*)$$

الطريقة المقترحة الثانية

وتستند هذه الطريقة على استعمال طريقة الشريحة التمهيدية التكعيبية للانموذج الاحادي المؤشر عندما تكون دالة التحويل دالة لاخطية، اذ تم اقتراح هذه الطريقة من اجل تقدير دالة الربط في المؤشر الاحادي شبه المعلمي وتكون دالة التحويل شبه المعلمية صيغتها وفق الاتي :

$$\sum_{t=1}^{n}[Y_t-g(w_t^*)]^2+\lambda\int_a^b[\acute{g}(w)]^2 d_w \qquad \dots(38)$$

ولا يوجد هنالك اختلاف بينها وبين طريقة الشريحة التمهيدية التكعيبية التي تم استعمالها في تقدير دالة التحويل اللامعلمية ،فقط يكمن الاختلاف في ان طريقة الشريحة التمهيدية تحسب لـ قيم X_t اما في هذه الطريقة فقد تم احتسابها لقيم دالة التحويل الخطية المعلمية ، يتم تقدير كل من $g(.),\beta$ من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\inf_{g,\beta}\sum_{t=1}^{n}\left[[Y_t-g(w_t^*)]^2+\lambda\int_a^b[g(w_t^*)''\,]^2 d_x+\left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}-1\right][Y_t-g(w_t^*)]^2\right]$$

-الخوارزمية

و هذه الخوارزمية توضح طريقة التقدير بأستعمال ممهد الشريحة التمهيدية لانموذج المؤشر الاحادي شبه المعلمي التي يتم من خلالها تقدير متجه معلمات β اللاخطية و $g(w_t^*)$ وعلى النحو الاتي:

1- الحصول على تقدير اولى $\hat{g}(w_t^*)$ بأستعمال طريقة الشريحة التمهيدية مع تجاهل الارتباط المتسلسل في e_t

2- الحصول على تقدير اولى لـ $\hat{\beta}=(\hat{\varphi},\hat{\theta})$ من خلال تقليل المقدار الاتي

$$\sum_{t=1}^{n}\left\{\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}[Y_t-\hat{g}(w_t^*)]\right\}^2$$

بالنسبة الى θ و φ

3- يتم تقدير كلا من $g(w_t^*)$, β من خلال تقليل المقدار الاتي :

$$\sum_{t=1}^{n}\left[[Y_t-g(w_t^*)]^2+\lambda\int_a^b[g(w_t^*)''\,]^2 d_x+\left[\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}-1\right][Y_t-g(w_t^*)]^2\right]$$

4- **الجانب التجريبي**:

تم في هذا المبحث استعمال الاسلوب التجريبي(المحاكاة) لغرض المقارنة بين المقدرات اللامعلمية لانموذج دالة التحويل اللامعلمية باختلاف معلمة التمهيد، و لغرض محاكاة التجارب المطلوب دراستها تم استعمال برنامج (R) لتنفيذ تجارب المحاكاة بحجوم عينات مختلفة (n=، 100,150,200) وبتكرار مقداره 500 لكل تجربة وتم توليد البيانات بافتراض ان

$X_0 = Y_0 = e_0 = 0$ وكما يأتي [21]:

1.متغير المدخلات X_t تم توليده على اساس الانموذج الاتي :

$$X_t = 0.3X_{t-1} - a_t$$
$$a_t \sim N(0,1)$$

2.الخطأ العشوائية بما انه يتبع انموذج ARMA فيتم توليده حسب النماذج الاتية :

الدالة الاولى $e_t = 0.18e_{t-1} + \varepsilon_t + 0.2\varepsilon_t$

الدالة الثانية $e_t = 0.5e_{t-1}\exp(-e_{t-1}^2) + \varepsilon_t$

اذ ان

$\varepsilon_t \sim N(0,0.5)$

3.متغير المخرجات فقد تم توليده حسب النماذج الاتية:

$$1- \quad Y_t = X_t + X_{t-1}\exp(-X_{t-1}^2) + e_t$$

$$2- \quad Y_t = X_t + \frac{4\exp(X_{t-1})}{1+\exp(X_{t-1})} + e_t$$

4.تم اختيار معلمة التمهيد الخاصة بمقدار الانحدار الخطي الموضعي (LLR) باستعمال طريقة (CV) و(plugin) اما مقدر الشريحة التمهيدية التكعيبية (C.S.S) فقد تم اختيار معلمة التمهيد بأستعمال طريقة (GSV).

4-1 مناقشة نتائج تجارب المحاكاة :

في هذا الجزء سيتم عرض وتحليل نتائج تجارب المحاكاة في تقدير انموذج دالة التحويل باستعمال الاسلوبين اللامعلمي وشبه المعلمي لبيان اي الانموذجين هو الافضل في تمثيل انموذج دالة التحويل وتم الاعتماد على برنامج (R) والموضحة من الجدول رقم (1) الى الجدول رقم (4) والتي سيتم تحليلها لاحقا" .

- **التجربة الاولى :وفي هذه التجربة يتم توليد الخطأ العشوائي حسب الدالة الاولى عند حجم عينة (n=100, 150, 200) ولجميع نماذج توليد متغير المخرجات ومع اختلاف معلمة التمهيد لمقدار الانحدار الخطي الموضعي لدالة التحويل اللامعلمية وشبه المعلمية وتكون النتائج كما في الجداول الاتية.**

جدول (1) متوسط مربعات الخطأ MSE لمقدرات الانموذج الاول

n	L.L.R (LSCV)	L.L.R (Pl)	C.S.S	L.L.R-L.S.I (LSCV)	L.L.R-L.S.I(Pl)	CSS-L.S.L
100	1.239553	1.572403	1.443224	4.309874	4.428371	1.186649
150	2.079444	3.90814	1.592057	1.766952	2.77151	1.585056
200	1.314889	1.833706	1.667723	1.674986	1.850215	1.14608

جدول (2) متوسط مربعات الخطأ MSE لمقدرات الانموذج الثاني

n	L.L.R (LSCV)	L.L.R (Pl)	C.S.S	L.L.R-L.S.I (LSCV)	L.L.R-L.S.I (Pl)	CSS-L.S.L
100	1.081516	1.130206	0.3783161	1.940414	2.302254	0.3950817
150	1.083727	2.019156	0.2820851	2.355265	2.439155	0.2805185
200	1.153488	1.359198	0.3627302	2.473862	2.777418	0.3440406

لغرض اعطاء صورة واضحة لنتائج تجارب المحاكاة تم تفسير النتائج المبينة في الجدولين اعلاه لجميع طرائق التقدير اللامعلمية وشبه المعلمية تم الحصول على الاتي:

1- المقدر المقترح (C.S.S-L.S.I) في الجدول رقم (1) هو الافضل من بين المقدرات المدروسة وعنده جميع حجوم العينات المستعملة اما في الجدول رقم (2) تبين ان المقدر المقترح(C.S.S-L.S.I) هو الافضل عند احجام العينات المتوسطة والكبيرة بينما عند حجم العينات الصغيرة فان مقدر (C.S.S) هو الافضل .

2- عنده المقارنة بين مقدر (L.L.R) (L.L.R-L.S.I) باختلاف معلمة التمهيد تبين في الجدول رقم (1) ان المقدر (LSV) L.L.R هو افضل عند حجم العينات صغيرة والكبيرة بينما عنده حجم العينات المتوسطة فان المقدر المقترح (LSCV) L.L.R -L.S.I هو الافضل في تمثيل دالة التحويل لانه يمتلك اقل (MSE) اما في الجدول رقم (2) فان مقدر (LSV) L.L.R اثبت كفاءته عند جميع حجوم العينات المستعملة لانه يمتلك اقل (MSE).

- التجربة الثانية :وفي هذه التجربة يتم توليد الخطأ العشوائي حسب الدالة الثانية عند حجم عينة (n=100,150,200) ولجميع نماذج توليد متغير المخرجات ومع اختلاف معلمة التمهيد لمقدر الانحدار الخطي الموضعي لدالة التحويل اللامعلمية وشبه المعلمية وتكون النتائج كما في الجداول الاتية :

جدول (3) متوسط مربعات الخطأ MSE لمقدرات الانموذج الاول

n	L.L.R (LSCV)	L.L.R (PI)	C.S.S	L.L.R-L.S.I (LSCV)	L.L.R-L.S.I (PI)	CSS-L.S.L
100	1.543054	1.904827	1.461579	3.320833	3.163212	1.498341
150	2.132902	3.684523	1.238871	1.664607	1.590085	1.210924
200	0.8229626	0.8394482	0.543588	1.427135	0.295344	0.5337214

جدول (4) متوسط مربعات الخطأ MSE لمقدرات الانموذج الثاني

N	L.L.R (LSCV)	L.L.R (PI)	C.S.S	L.L.R-L.S.I (LSCV)	L.L.R-L.S.I (PI)	CSS-L.S.L
100	1.618591	1.193153	0.2459798	0.928825	2.017633	0.1968701
150	1.655727	1.582232	0.3439395	0.758776	2.277095	0.3272023
200	1.389552	1.29966	0.3807107	2.518957	2.672776	0.4130124

لغرض اعطاء صورة واضحة لنتائج تجارب المحاكاة تم تفسير النتائج المبينة في الجدولين اعلاه لجميع طرائق التقدير اللامعلمية وشبه المعلمية تم الحصول على الاتي:

1- المقدر (C.S.S) في الجدول رقم (3) هو الافضل عند حجوم العينات الصغيرة اما عند حجم العينة المتوسطة والكبيرة فان المقدر المقترح (C.S.S-L.S.I) هو الافضل اما في الجدول رقم (4) تبين ان المقدر المقترح (C.S.S-L.S.I) هو الافضل عند احجام العينات الصغيرة والمتوسطة بينما عند حجم العينات الكبيرة فان مقدر (C.S.S)هو الافضل .

2- عنده المقارنة بين مقدر (L.L.R) (L.L.R-L.S.I) باختلاف معلمة التمهيد تبين ان المقدر المقترح تبين من خلال التجربة في الجدول رقم (3) بأن المقدر المقترح (L.L.R-L.S.I) عنده معلمة التمهيد (PI) هو الافضل في تمثيل دالة التحويل عنده حجوم العينات المتوسطة والكبيرة بينما في حالة حجوم العينات الصغيرة فان مقدر (L.L.R) هو الافضل عنده معلمة تمهيد (LSCV) اما في الجدول رقم (4) فان المقدر المقترح (L.L.R-L.S.I) عند معلمة التمهيد (LSCV) هو الافضل في حالة حجم العينات صغيره والمتوسطة اما في حال حجوم العينات الكبيرة فان المقدر (L.L.R) عند معلمة التمهيد (PI) هو الافضل.

6- **الاستنتاجات** :

من اهم الاستنتاجات التي تم التوصل اليها في هذا البحث

1- كحالة عامة تم التوصل الى ان الطريقة المقترحة الثانية (C.S.S-L.S.I) هي الافضل في تقدير دالة التحويل لمعظم حجوم العينات .

2- عند المقارنة بين المقدرات على اساس معلمة التمهيد وجد ان طريقة (LSCV) في اختيار معلمة التمهيد هي الافضل .

3- تم التوصل من خلال ملاحظة نتائج المحاكاة ان هنالك تفاوت في قيم (MSE) للمقدرات المدروسة ولمعظم احجام العينات ويعود ذلك الى ان التقدير يكون للنموذج وليس للمعلمات.

7- **التوصيات**:

1- دراسة دالة التحويل اللامعلمية في حال وجود اكثر من متغير واحد.

2- تقدير انموذج دالة تحويل اللامعلمية باستعمال طرائق اخر مثل طريقة (wavelet).

3- دراسة دالة التحويل شبه المعلمية باستعمال نماذج شبه معلمية اخرى مثل أنموذج احادي المؤشر الخطي الجزئي (partially lineav single index madel) او نموذج الخطي الجزئي.

4- تقدير دالة التحويل اللامعلمية وشبه المعلمية باستعمال انواع اخرى من الشرائح التمهيدية مثل شرائح تربيعية (B-spline) وشرائح الانحدار

مصادر عربية والإنكليزية

1.حبيب ، علي سلمان (2016) " استعمال بعض الطرائق اللامعلمية في تقدير نموذج الانحدار الذاتي اللاخطي بوجود متغير خارجي مع تطبيق عملي" أطروحة مقدمة الى كلية الإدارة والاقتصاد / جامعة بغداد ،للحصول على درجة" دكتو ا ره في الإحصاء

2.مناف يوسف ، طارق عزيز (2016) "مقارنة بعض الطرائق شبه المعلمية في تحليل انموذج المؤشر الواحد " مجلة العلوم الاقتصادية والادارية ،العدد(91) المجلد (22).

3.مناف يوسف ،(2014) " الانموذج احادي المؤشر شبه المعلمي "مجلة العلوم الاحصائية ، العدد (6) ، ص ص (1-17).

4.والتر فاندل، تعريب (د. عبد المرضي حامد عزام، د. احمد حسين هارون) (1992) "السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية" دار المريخ/المملكة العربية السعودية/ 1992

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

6-Brock well PJ, Davis RA. (1991) " Time Series: Theory and Methods". 2nd ed. Springer-Verlag; New York

7-Dursun .A , Memmedaga .M &, Rabia Ece Omay (2013) "Smoothing Parameter Selection for Nonparametric Regression Using Smoothing Spline" EUROPEAN JOURNAL OF PURE AND APPLIED MATHEMATICS , Vol. 6, No. 2, PP.222-238 .

8-Dursun .A, (2007) " A Comparison of the Nonparametric Regression Models using Smoothing Spline and Kernel Regression" International Journal of Mathematical, Computational, Physical, Electrical and Computer Engineering Vol:1, No:12 .PP. (588- 592).

9-Fan,J.(1992)." Design Adaptive Nonparametric Regresson". JASA,87,998 - 1004

10-Fan,J.(1993). " Local Linear Regresson Smoothers and Their Minimax Efficiency ".The Annals of Statistics, Vol. 21,PP.196-216

11-Germ´an Rodríguez (2001) “Smoothing and Non-Parametric Regression” Princeton University
12-Gratton . S. Lawless. A.S. and Nichols. N.K. (2007)" APPROXIMATE GAUSS–NEWTON METHODS FOR NONLINEAR LEAST SQUARES PROBLEMS " SIAM J. OPTIM. Vol. 18, No. 1, pp. 106–132.
13-GREEN.P.J & SILVERMAN. B. W. (1994) " Nonparametric Regression and Generalized Linear Models " A ROUGHNESS PENALTY APPROACH , CHAPMAN & HALL, London.
14-Horowitz ,J.L., and Lee ,S . (2002) , “ semi-parametric methods in applied econometrics “ . statistical modeling ,Vol. 2,pp.3-22 .
15-Joel L. Horowitz (1998) ," Semiparametric Methods in Econometrics " Springer- Verlag
16-John Carlo P. Daquis and Erniel B. Barrios (2013) "Nonparamatric Transfer function Models with Localized Temporal Effect" ,vol.62 , No.1, pp.1-14
17-Jun M. Liu (2009) "Nonlinear Forecasting Using Nonparametric Transfer Function Models" WSEAS Transactions on Business and Economics, Vol,6. Is.5
18-Jun M.Liu,Rong Chen,and Qiwei Yao (2011) "Nonparametric Transfer Function Models" Vol.157, No .1, PP.151–164.
19-Kanjilal , P. P. (1995). " Adaptive Prediction and Predictive Control " , Peter peregrinus Ltd. , London
20-NOOR AKMA IBRAHIM, SULIADI(2009) “Nonparametric Regression for Correlated Data” Volume. 8, Issue. 7, ISSN: 1109-2769 PP.208-218 .
21-Rong Chen & Ruey S. Tsay (1996)" Nonlinear transfer functions", Journal of Nonparametric Statistics,Vol. 6, PP.193-204.
22-Xiao lei .Z and Zhen He (2012) " An Integrated SPC-EPC Study Based on Nonparametric Transfer Function Model" Applied Mathematics & Information Sciences An International Journal , Vol.6 , No.3 ,PP.795-786

comparison between the methods estimate nonparametric and semiparametric transfer function model in time series the Using simulation

Abstract

The transfer function model the basic concepts in the time series. This model is used in the case of multivariate time series. As for the design of this model, it depends on the available data in the time series and other information in the series so when the representation of the transfer function model depends on the representation of the data In this research, the transfer function has been estimated using the style nonparametric represented in two method local linear regression and cubic smoothing spline method The method of semi-parametric represented use semiparametric single index model, With four proposals, , That the goal of this research is comparing the capabilities of the above mentioned method using simulation at sample sizes (n = 100,150,200) as it found that the estimated proposed(C.S.S-L.S.I) is the best among the studied capabilities.

Key terms of research: transfer function , local linear regression , cubic smoothing spline, semiparametric single index model

الملاحق

علما ان تفسير الرموز في الجداول كانت:

L.L.R (LSCV)	Local Linear Regression Estimator (Bandwidth LSCV)	مقدر الانحدار الخطي الموضعي (معلمة التمهيد LSCV)
L.L.S (pl)	Local Linear Regression Estimator (Bandwidth plugin)	مقدر الانحدار الخطي الموضعي (معلمة التمهيد plugin)
C.S.S	Cubic Smoothing Spline	مقدر الشريحة التكعيبية
L.L.R- L.S.I	Local Linear Regression -Linear Index Model(Bandwidth LSCV) Single	مقدر الانحدار الخطي الموضعي لانموذج المؤشر الاحادي الخطي(معلمة التمهيد LSCV)
L.L.R- L.S.I (pl)	Local Linear Regression -Linear Single Index Model(Bandwidth plugin)	مقدر الانحدار الخطي الموضعي لانموذج المؤشر الاحادي الخطي(معلمة التمهيد plugin)
C.S.S-L.S.L	Cubic Smoothing Spline - Linear Single Index Model	مقدر الشريحة التكعيبية لانموذج المؤشر الاحادي الخطي