اقتراح عامل تعديل جديد لطريقة التنقية الموائمة (Adaptive Filtering) لنماذج الانحدار الذاتي من الدرجة الاولى AR(1)

علي جواد كاظم •   طاهر ريسان دخيل••

المقدمة (Introduction) :-

ان عملية التنبؤ بالمستقبل لها اهمية كبيرة في خدمة البشرية وكذلك تطور البلدان حيث ان استخدام الطرق الاحصائية الجيدة والمناسبة يؤدي الى التنبؤ بشكل دقيق لغرض الاستعداد لهذا المستقبل ومتطلباته قبل الوصول إليه .

وان اساليب السلاسل الزمنيه هي اساليب كفوءة في التنبؤ حيث ان هذه الاساليب تعتمد على بيانات الماضي والحاضر . وان طريقة التنقية الموائمة واحدة من اهم الطرق والتي تستخدم للتنبؤ القصير ومتوسط المدى .

وان اول من أقترح هذه الطريقة هما الباحثان (widrow) و (Hoff) في عام (1966) وتوالت بعد ذلك البحوث الخاصة بهذه الطريقة وتطويرها . وبما ان هذه الطريقة تقوم على اساس اسلوب تنقية المعالم من خطأ التنبؤ عن طريق اضافة حد مكون من الخطأ (a_t) مضروب في المشاهدات (x_{t-i}) وان ناتج هذه العملية يجب ان يعدل عن طريق ما يسمى بعامل التعديل الذي يضرب بهذه الكمية وان جودة هذا العامل تحدد جودة طريقة التنقية الموائمة (Adaptive Filtering) وان آخر صيغة وضعت لهذا العامل من قبل الباحث (Shelton) في العام (1986) ولغرض تطوير هذه الطرييقة فقد قمنا باقتراح عامل تعديل جديد لطريقة التنقية الموائمة (A . F) والوصول الى عامل تعديل آكفأ . ولغرض اختبار جودة العامل الجديد قمنا بدراسته على بعض التوزيعات ولنماذج الانحدار الذاتي من الدرجة الاولى .

هدف البحث Purpose of study :-

يهدف البحث الى دراسة الفقرات التالية :-

١- تطوير طريقة التنقية الموائمة (A . F) من خلال اقتراح عامل تعديل جديد .

٢- اخبيار مدى جودة عامل التعديل المقترح من خلال مقارنته مع عامل التعديل المقترح من قبل (Shelton) وعامل التعديل المقترح من قبل (Makridakis) .

نماذج الانحدار الذاتي Autoregressive model :-

• مدرس مساعد قسم الاحصاء كلية الادارة والاقتصاد جامعة القادسية
•• مدرس مساعد قسم الاحصاء كلية الادارة والاقتصاد جامعة القادسية

يقال للسلسلة الزمنية اللامستقره (Z_t) بانها تخضع للنموذج التجميعي (Integrated) من الدرجة d الخليط للانحدار الذاتي من الدرجة p والمتوسطات المتحركة من الدرجة q (Integrated autoegressive moving average) ويرمز لذلك بالرمز ((p ، d ، q) ARIMA) اذا كان الفرق من الدرجة d ، $\chi_t = (1-B)^d Z_t$ يمثل عملية مستقره خليطة للانحدار الذاتي من الدرجة p والمتوسطات المتحركة من الدرجة q ، ويرمز لذلك بالرمز (ARMA (p ، q)) .

ان نموذج (ARMA) هو نموذج عام ، يمكن من خلاله وصف عدد كبير جداً من الظواهر والتطبيقات العمليه التي تتمثل بسلاسل زمنية ، حيث ان نموذج الانحدار الذاتي هو حالة خاصة منة عندما $d = q = 0$ ليكون من اكثر النماذج شيوعاً في تحليل السلاسل الزمنية .

فاذا كانت السلسلة الزمنية (χ_t) تخضع لنموذج الانحدار الذاتي من الدرجة p فانها ستمثل بالصيغة

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + a_t \quad \text{.............(1)}$$

ويشار الى النموذج اعلاه في الادبيات الاحصائية بالشكل ((AR (p)) او نموذج ماركوف (Markov Model) وصيغته هي :-

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + a_t \quad \text{.............(2)}$$

وعندما تقترب قيمة ϕ في معادلة (2) من قيمة الواحد اي $\phi \to 1$ فاننا نحصل على النموذج التالي $x_t = x_{t-1} + a_t$ والذي يسمى بنموذج المسار العشوائي (Random walk model) حيث ان هذا النموذج يفسر بان قيمة x عند الزمن t تكون مساوية لقيمتها عند الزمن $t-1$ مضافاً إليه قيمة عشوائية وهي (a_t) ، $(t = 1,2,\dots)$ حيث ان (a_t) هي متغيرات عشوائية تمتلك التوزيع نفسه ومستقلة عن بعضها البعض بالمتوسط صفر والتباين σ^2 .

تقدير معالم نماذج الانحدار الذاتي Parameters estimation of the auto regressive models

ان عملية تقدير النماذج الاحصائية لها اهمية كبيرة كون ان النموذج المقدر يعبر عن ويصف المشكلة قيد الدراسة لكي يؤدي النموذج ابرز الاغراض التي يبنى من اجلها ، الا وهو التنبؤ فان علينا اولاً ان نضمن جودة تقديره بعد تشخيصه كنموذج ملائم للمسألة المدروسه .

طريقة yule – waker او طريقة العزوم Moments method

استخدم كل من yule و walker اسلوب العزوم للتوصل الى تقديران لمعاملات نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة p ، فللسلسلة الزمنية الخاضعة لنموذج الانحدار الذاتي من الدرجة p (المعادلة (١)) يتم استعمال معادلة معامل الارتباط الذاتي الخاصة بالسلسلة لتشكيل عدد من المعادلات هي كما في ادناه :-

$$\rho_1=\phi_1\rho_0+\phi_2\rho_1+\phi_3\rho_2+\dots+\phi_p\rho_{p-1}$$
$$\rho_2=\phi_1\rho_1+\phi_2\rho_0+\phi_3\rho_1+\dots+\phi_p\rho_{p-2}$$
$$\rho_3=\phi_1\rho_2+\phi_2\rho_1+\phi_3\rho_0+\dots+\phi_p\rho_{p-3}$$
$$\vdots$$
$$\rho_ح=\phi_1\rho_{ح-1}+\phi_2\rho_1+\phi_3\rho_{ح-2}+\dots+\phi_p\rho_0$$

والمعادلات اعلاه غالباً ما تدعى في الادبيات العلمية بمعادلات (Yule – Walker) وبعد حل هذه المعادلات فانه تم التواصل الى متجه التقديرات التالي ، والذي يعرف بتقدير (Yule – Walker) او تقدير العزوم (Moments Estimation)

$$\hat{\underline{\phi}}=\hat{P}_p^{-1}\hat{\underline{P}}_p$$

$$\hat{\underline{\rho}}_P=\begin{bmatrix}\hat{\rho}_1\\ \hat{\rho}_2\\ \vdots\\ \hat{\rho}_P\end{bmatrix} \quad ، \quad \hat{\underline{\phi}}=\begin{bmatrix}\hat{\phi}_1\\ \hat{\phi}_2\\ \vdots\\ \hat{\phi}_P\end{bmatrix} \quad ، \quad P_p=\begin{bmatrix}1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_2 & \hat{\rho}_{P-1}\\ \hat{\rho}_1 & 1 & \hat{\rho}_1 & \hat{\rho}_{P-2}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ \hat{\rho}_{P-1} & \hat{\rho}_{P-2} & \cdot & 1\end{bmatrix}$$

حيث ان ρ_i ، $(i=1,2,\dots,p)$ هي معلومة ، تحل محلها تقديراتها $\hat{\rho}_i$ في التطبيق العملي .

طريقة التنقية الموائمة Adaptivefiltering Method

هناك عد طرق لبناء نماذج التنبؤ ومن هذه الطرق طريقة التنقية الموائمة (A . F) وتتضمن تنقية المعالم من خطأ التنبؤ لنماذج (ARIMA) وذلك اضافة حد مكون من الخطأ (a_t) مضروب في المشاهدات (x_{t-i}) مضروب في ثابت معلوم يحدد سرعة الوصول الى المعالم المثلى النهائية وهو (2 K) ويضاف هذا الحد الى قيمة المعلمة القديمة لنحصل على قيمة جديدة للمعلمة تستخدم في التنقية مرة اخرى وبالطريقة نفسها ، ان هذه الطريقة تفترض تغير قيم المعالم من فترة لاخرى ، وهذه الخاصية قد مكنت الطريقة من التكيف مع التغيرات التي تحصل في نمط البيانات وذلك بواسطة تجديد معالم النموذج من فترة الى اخرى والتي تكون بالتاكيد افضل من المعالم الثابته على المدى الطويل ، ان المعالم المستخدمه في نموذج التنقية الموائمة (A . F) تقدر على وفق مبدأ الانحدار السريع (steepest decent) الذي يمتاز بخاصية تكييف المعالم المقدرة تلقائياً ولغرض توضيح الطريقة نظرياً بالنسبة لنموذج (AR (p)) الموصوف في

المعادلـة (١) فـان هـذه الطريقـة تبـدأ بمجموعـة ابتدائيـة مـن قـيم المعـالم ϕ_i وتباشـر بتعـديلها باستعمال المعادلة التالية :-

$$\phi_i' = \phi_i + 2k\, a_t^* x_{t-i}^* \quad \ldots\ldots(4)$$

$t = p+1, p+2, \ldots, T$ ، $(i = 1,2,\ldots, p)$

حيث ان

ϕ_i' تمثل المعلمة المعدلة الجديدة

ϕ_i تمثل المعلمة القديمة

a_t^* تمثل قيمة الخطأ القياسي

x_{t-i}^* تمثل المشاهدات القياسية

k يمثل ثابت معلوم

وبشكل تكراري بهدف الوصول الى اقل متوسط مربعات الخطأ لتكون القيم الاخيرة لـ ϕ_i' هي القيم النهائيـة التـي تستخدم فـي معادلــة التنبؤ ، ولغرض تفصيل اكبر لما ورد اعلاه لنفترض النموذج الاتي :-

$$\phi_i' = \phi_i - k\, \overline{\nabla\ a_t^2} \quad \ldots\ldots(5)$$

حيث ان

ϕ_i' تمثل المعلمة لنموذج AR المعدلة

ϕ_i تمثل المعلمة القديمة لنموذج AR

k يمثل ثابت معلوم

$\overline{\nabla\ a_t^2}$ تمثل نسبة التغير في a^2

وانه من المعادلة (١) يمكن الحصول على

$$a_t = x_t - \phi_1 x_{t-1} - \phi_2 x_{t-2} - \cdots - \phi_p x_{t-p} \quad \ldots\ldots(6)$$

وبتربيع طرفي المعادلة (6) واخذ المشتقة لها بالنسبة لـ ϕ_i سنحصل على :-

فيكون $\frac{\partial a_t^2}{\partial \phi_i} = 2[x_t - \phi_1 x_{t-1} - \phi_2 x_{t-2} - \dots - \phi_p x_{t-p}](-x_{t-i})$

وبتعويض قيمة $\overline{\nabla a_t^2} = \frac{\partial a^2 t}{\partial \phi_i} = -2 a_t x_{t-i}$ حيث ان $\frac{\partial a_t^2}{\partial \phi_i} = -2 a_t x_{t-i}$

$\phi_i' = \phi_i + 2k\ a_t x_{t-i}$ ....(7) سيكون (5) في المعادلة $\overline{\nabla a_t^2}$

ان المعادلة (7) توضح آلية عمل طريقة الانحدار السريع (steepest decent) التي تبين بان قيم المعالم الجديدة تساوي قيم المعالم القديمة مضافاً اليها التعديل المكون من خطأ التنبؤ (a_t) وقيمة المشاهدة (x_{t-i}) والثابت k الذي يقع بين الصفر و $\frac{1}{p}$ ، وفي الواقع فان افضل اختيار للثابت k سيجعل من الوصول الى القيم المثلى للمعلم النهائية اكثر سرعة علماً بانه ، اذا تم ، اختيار قيمة صغيرة للثابت k(اصغر من قيمتها التي يجب ان تكون عليها) فان عملية الوصول للمعالم المقدرة المثلى ستكون بطيئة كما ان اختيار قيمة كبيرة للثابت k (اكبر من قيمتها التي يجب ان تكون عليها) قد يؤدي الى تجاوز القيمه الصغرى لمتوسط مربعات الخطأ .

وقد نشرت العديد من البحوث حول عملية اختيار الثابت k والتي تصل بنا الى القيم المقدرة باسرع ما يمكن وان هذه البحوث تتضمن وجهات نظر وباتجاهات مختلفة ، وان الحدود التي اعطيت للثابت k ضمن هذه البحوث هي صحيحة الا انها تختلف من حيث سرعة الوصول الى النتائج النهائية فاتجه الباحثون لبحث المسألة لهدفين :-

الاول / يتعلق بتضييق الحدود التي تقع بينها قيمة k والثاني فيتعلق بالوصول الى حدود مقبولة من ناحية التطبيق العملي والفروض التي تقوم عليها المسألة .

الا ان اكثر الفترات التي تنحصر بينها قيمة k استخداماً في التطبيقات العمليه هي التي توصل اليها كل من Makridakis , wheelwright عامي (1977) , (1978) والتي هي

$0 < k < \frac{1}{\sum_{i=1}^{p} x_i^2}$ **القيم القياسية Standard values**

لغرض التخلص من التذبذب الحاصل في السلسلة الزمنية والوصول الى القيم المثلى بصورة اسرع فاننا يمكن ان نجعل من قيم السلسلة الزمنية قياسية وذلك بالقسمة على ما يسمى بالعامل القياسي (Standard factor) .

وقد اقترح الباحثان (makridakis) , (whecl wright) عام (1977) بان a_t, x_t يجب ان تعدلا وقد قاما باقتراح عدة طرائق للتعديل ، من هذه الطرائق هي قسمة كل مشاهدة في السلسلة على اكبر قيمة فيها ولكنهما عدلا باقتراحهما هذا بعد ان لاحظا قصوراً فيه من الناحية التطبيقية ،

بالاقتراح الثاني الذي يقول بان التعديل للقيم يجب ان يكون بقسمة كل قيمة من قيم السلسلة على $w_t = \sqrt{\sum_{i=1}^{p} x_i^2}$ ولكن الباحث (Chatfield) وجد عام (1978) بان هذه الطريقة تعقد التحليل احياناً ونتيجة لهذا الانتقاد قدم الباحثان (makridakis) , (whecl wright) عام (1978) أقتراحاً جديداً لعامل التعديل الذي يتم تقسيم قيم السلسلة عليه ، هو :-

$$w_t = \begin{cases} \sum_{i=1}^{p} \left(x_{t-1}\right)^2 + \sqrt{w_{t-1}} & \text{For} \quad t = p+1, p+2, \dots\dots\dots, T \\ 0 & \text{For} \quad t \le 0 \end{cases} \qquad \dots\dots\dots(9)$$

حيث ان

w_t عامل التعديل للفترة t

T طول السلسلة الزمنية

P درجة السلسلة الزمنية

وقد وجد الباحثان (Nau) و (Oliver) عام (1979) بان تعديل البيانات يزيل الاتجاه من السلسلة مما يسهل المقارنات بين السلاسل الزمنية المختلفة .

الا ان الباحث (Carlsson) عام (1984) وجد بان عامل التعديل هذا يؤثر بشكل كبير على قيمة k ، وهو الذي يفسر اختلاف النتائج وبالتالي تحليلها للسلسلة نفسها ، الامر الذي دعا الباحث (Shelton) عام (1987) لاقتراح عامل تعديل جديد ، حيث بين بان الحد الثاني من المعادلة (9) هو مجلبة للكثير من الاخطاء لذلك فقد اقترح ان يكون عامل التعديل الجديد بالشكل الاتي :-

$$w_t = \begin{cases} \sum_{i=1}^{p} \left(x_{t-1}\right)^2 + w_{t-1} & \text{For} \quad t = p+1, p+2, \dots\dots\dots, T \\ 0 & \text{For} \quad t \le 0 \end{cases} \qquad \dots\dots\dots(10)$$

وقد وجد بان تحويره هذا يكون افضل من التحوير المقترح من قبل (whecl wright) , (makridakis)

عامل التعديل المقترح :-

قام الباحثان باقتراح عامل التعديل من خلال تحوير صيغ عوامل التعديل المقترحة من قبل (Shelton) و (Makridakis) لغرض الحصول على نتائج افضل منها ، اذا لم تكن مقاربة الى نتائج هذه الصيغ واعتمدت صيغة العامل المقترح على اخذ اللوغاريتم للحد الاخير من صيغة العامل المقترح من قبل (Sheltan) لتصبح صيغة العامل المقترح بالشكل التالي :-

$$w_{(t)}=\sum_{t=1}^{p}(x_{t-i})^{2}+\log(w_{t-1})$$

وقد وجد الباحثان بان هذا العامل يعطي نتائج افضل من عاملي التعديل السابقين في بعض التوزيعات ونتائج مقاربة في البعض الاخر .

وصف تجربة المحاكاة Simulation Experimental Description

لغرض معرفة مدى جودة عامل التعديل المقترح والخاص بطريقة التنقية الموائمة . فقد ارتئينا مقارنته مع عامل التعديل المقترح من قبل الباحث (Shelton) وعامل التعديل المقترح من قبل الباحث (Makridakis) باعتبارهما افضل عاملي تعديل واكثرها استخداماً .

ولغرض المقارنة قمنا ببناء تجربة المحاكاة ذات الفروض والمواصفات التالية :-

١- تم استعمال احجام عينات صغيرة (15,8) واحجام عينات متوسطة (50,30) واحجام عينات كبيرة (100,80) .

٢- تم استعمال نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الاولى (نموذج ماركوف) .

٣- تم افتراض التوزيعات الاتية كتوزيعات للخطأ :-

a. التوزيع الطبيعي بالمعلتين $\mu=0$ و $\sigma^{2}=1$.

b. التوزيع اللوغارتمي الطبيعي بالمعلمتين $\mu=0$ و $\sigma^{2}=1$.

c. التوزيع الاسي بالمعلمة $\lambda=1$.

d. توزيع مربع كاي بدرجة حرية (T) .

٤- تم اعادة التجربة ولجميع الفروض اعلاه وبحجم مكرر مقداره (500) مرة .

٥- لغرض المقارنة فقد تم استخدام معاير .

متوسط مربعات الخطأ لتقدير النموذج على وفق اسلوب التنقية الموائمة والذي صيغته

$$MSE=\frac{\sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{T}a_{ij}^{2}}{NT}$$

حيث ان

T يمثل عدد مشاهدات السلسلة

N يمثل حجم التكرار

توليد المشاهدات للتوزيعات المستخدمة :-

١- توليد مشاهدات تتبع التوزيع الطبيعي :-

لغرض توليد مشاهدات تتبع التوزيع الطبيعي نعتمد على اساس توليد مشاهدتين R_1 و R_2 تتبعان التوزيع المنتظم المستمر وتقعان بين الصفر والواحد [u (0 , 1)] وبتطبيق طريقة (Box – Muller) فانه يمكن الحصول على المشاهدتين w_1 و w_2 اللتان تتبعان التوزيع الطبيعي المعياري وحسب المعادلتين :-

$$w_1=(2\log(1/R_1))^{1/2}Cos(2\pi R_2)$$

$$w_2 = (2\log(1/R_1))^{1/2} Cos(2\pi R_2)$$

وباستعمال العلاقة $(w(a-\mu)/\sigma)$ يمكن توليد مشاهدات تخضع للتوزيع الطبيعي بالمتوسط μ والتباين σ^2 فاذا كان $w \sim N(0,1)$ فان $a \sim N(\mu,\sigma^2)$.

٢- توليد مشاهدات تتبع التوزيع اللوغاريتمي الطبيعي :-

بالاعتماد على العلاقة التي تربط التوزيع الطبيعي بالتوزيع الطبيعي اللوغايتمي يمكن توليد مشاهدات تتبع التوزيع اللوغاريتمي الطبيعي . حيث اذا كان w متغيراً عشوائياً يتبع التوزيع الطبيعي فان $(a = e^{w})$ متغير عشوائي يتبع التوزيع اللوغاريتمي الطبيعي .

٣- توليد مشاهدات تتبع التوزيع الاسي :-

بما ان دالة التوزيع التجميعية لهذا التوزيع هي $(F(a) = 1 - e^{-\lambda a})$ وبعد مساواتها بقيمة المشاهدة R التي تخضع للتوزيع المنتظم المستمر على الفترة (0 , 1) وبالشكل $R = F(a) = 1 - e^{-\lambda a}$ وباستخدام اسلوب التحويل المعكوس نحصل على $a = F^{-1}(R) = -\ln(1-R)/\lambda$ حيث ان a متغير عشوائي يخضع للتوزيع الاسي .

٤- توليد مشاهدات تتبع توزيع مربع كاي :-

ان توليد مشاهدات تخضع لهذا التوزيع يتم من خلال الاعتماد على العلاقة التي تربط التوزيع الطبيعي بتوزيع مربع كاي حيث انه اذا كان w متغير عشوائي يتبع التوزيع الطبيعي فان $a = w^2$ متغير عشوائي يتبع مربع كاي .

تحليل النتائج :-

بعد اجراء المحاكاة بالنسبة للتوزيعات الاربعة قيد الدراسة فقد تم الحصول على النتائج التنالية :-

النتائج الخاصة بالتوزيع الطبيعي :-

من خلال النتائج الواردة في الجدول رقم (١) نلاحظ ان عامل التعديل المقترح اعطى نتائج مقاربة للنتائج التي اعطاها العاملين المقترحين من قبل Makridakis و Shelton هذا ما نلاحظه من خلال قيم متوسط مربعات الاخطاء MSE والتي نلاحظ انها متقاربة لعوامل التعديل الثلاثة ، كذلك يمكن ملاحظة ان قيم MSE تتصاعد بشكل عام كلما ازداد حجم العينة واتجهت السلسلة الزمنيو نحو اللااستراتنية ويمكن ملاحظة ذلك بوضوح في السلاسل الزمنية غير المستقرة ، بينما نلاحظ ثبوت نسبي في قيم معيار MSE بالنسبة لنموذج المسار العشوائي .

جدول رقم (١)

ويمثل نتائج التوزيع الطبيعي

T		ϕ	.1	.6	1	1.1	1.9	-.1	-.6	-1.1	-1.9
8	MSE	Shelton	152	104	88	93	38853	185	365	2173	427762
		Makridakis	160	107	90	94	39774	194	377	2197	404036
		المقترح	159	107	87	89	41582	183	352	2361	388435

		Shelton	165	106	95	96	185158800	203	433	4638	1.51E+07
15	*MSE*	Makridakis	164	104	97	97	184836700	210	443	4595	1.48E+07
		المقترح	170	108	94	95	183550200	206	449	4471	1.51E+07
		Shelton	174	121	99	305	1.94E+14	207	462	85974	2.03E+15
30	*MSE*	Makridakis	175	117	95	301	1.83E+14	213	459	91413	1.97E+15
		المقترح	171	117	97	307	1.95E+14	213	455	81256	1.91E+15
		Shelton	176	118	98	565	1.53E+25	214	462	2238218	1.75E+26
50	*MSE*	Makridakis	172	120	98	598	1.64E+25	211	473	2118336	1.75E+26
		المقترح	172	121	97	540	1.70E+25	213	461	2127410	1.69E+26
		Shelton	174	120	98	491	2.11E+36	215	481	282540100	2.11E+36
80	*MSE*	Makridakis	176	122	99	454	2.12E+36	214	450	273854700	2.12E+36
		المقترح	174	119	99	457	2.11E+36	214	477	287501700	2.11E+36
		Shelton	177	123	98	501	1.69E+36	216	469	1.74E+08	1.69E+36
100	*MSE*	Makridakis	176	122	99	378	1.69E+36	212	481	1.59E+08	1.69E+36
		المقترح	175	122	98	411	1.69E+36	214	471	1.74E+08	1.69E+36

النتائج الخاصة بالتوزيع اللوغارتمي الطبيعي :-

ان النتائج التي تم الحصول عليها والمبنية في الجدول رقم (٢) تبين ان النتائج تقريباً مشابهة للنتائج في حالة التوزيع الطبيعي ، حيث ان هناك تقارب في قيم *MSE* ، ولكن يكن ملاحظة ان عامل التعديل المقترح يعطي نتائج افضل في حالة نموذج المسار العشوائي . كذلك ان حجم معيار *MSE* تزداد بشكل كبير في حالة السلاسل الزمنية اللامستقرة .

جدول رقم (٢)
ويمثل نتائج التوزيع اللوغارتمي الطبيعي

T		ϕ	.1	.6	1	1.1	1.9	-.1	-.6	-1.1	-1.9
8	MSE	Shelton	636	484	644	987	262887	808	1189	5716	534845
		Makridakis	539	716	633	1036	283016	1265	1370	4870	447223
		المقترح	647	511	675	821	302801	908	1537	7404	432465
15	MSE	Shelton	699	471	657	1660	1.27E+07	935	1843	16449	1.28E+07
		Makridakis	696	482	693	1634	1.07E+07	942	1699	19550	1.31E+07
		المقترح	699	521	642	1633	1.34E+07	951	1955	18019	1.74E+07
30	MSE	Shelton	865	563	736	12409	1.36E+15	986	2095	253601	2.09E+15
		Makridakis	787	603	739	13244	1.33E+15	949	2044	290006	2.26E+15
		المقترح	760	590	732	12581	1.37E+15	899	1955	302939	2.31E+15
50	MSE	Shelton	806	539	749	340886	1.09E+26	1003	2091	8479284	2.30E+26
		Makridakis	819	580	738	345760	1.05E+26	1150	1988	6007397	2.19E+26
		المقترح	817	569	666	345303	1.13E+26	956	2102	8150381	1.80E+26
80	MSE	Shelton	838	625	737	61389880	2.12E+36	987	2172	1.05E+07	2.11E+36
		Makridakis	824	559	740	62419560	2.12E+36	894	575	1.26E+07	2.12E+36
		المقترح	888	544	717	65460760	2.12E+36	990	2205	1.03E+07	2.11E+36
100	MSE	Shelton	829	600	736	2.26E+07	1.69E+36	961	2175	5.35E+08	1.70E+36
		Makridakis	840	585	756	2.40E+07	1.70E+36	1013	2164	6.56E+08	1.70E+36
		المقترح	859	544	715	2.44E+07	1.69E+36	977	2178	5.13E+08	1.70E+36

النتائج الخاصة بالتوزيع الاسي :-

تبين النتائج الموصوفة في الجدول رقم (٣) ان هناك افضلية واضحة لعامل التعديل المقترح حيث نلاحظ الفرق بين قيم *MSE* بين عامل التعديل والعاملين الاخرين ، ولكن تبين النتائج انه في حالة السلاسل الزمنية اللامستقرة وعند ازدياد حجم العينة فان الافضلية بين العوامل تقترب من بعضها ، يث تبين قيم *MSE* ان هناك تقارباً بينها عند تلك الحالة .

جدول رقم (٣)
ويمثل نتائج التوزيع الآسي

T		ϕ	.1	.6	1	1.1	1.9	-.1	-.6	-1.1	-1.9
8	MSE	Shelton	160	117	176	299	140938	196	378	1846	260404
		Makridakis	144	120	177	282	136896	188	373	2063	274630
		المقترح	79	58	51	77	59402	147	366	4540	185674
15	MSE	Shelton	167	117	190	587	623607100	207	431	8081	1.07E+07
		Makridakis	166	119	190	609	609929500	199	420	7618	1.09E+07
		المقترح	95	71	53	187	2505111	143	345	2788	1.09E+07
30	MSE	Shelton	169	120	190	5053	7.25E+14	202	471	85941	1.21E+15
		Makridakis	170	121	193	5016	7.05E+14	207	454	79231	1.25E+15
		المقترح	107	52	63	1506	2.84E+14	171	445	53231	1.08E+15
50	MSE	Shelton	175	118	194	131305	6.21E+25	210	497	2227400	9.93E+25
		Makridakis	172	118	195	129423	5.59E+25	206	482	2290990	9.86E+25

		المقترح	116	54	62	38278	2.45E+25	168	456	1678190	2.55E+25
80	*MSE*	Shelton	174	117	195	24994640	2.12E+36	214	506	4.37E+07	2.11E+36
		Makridakis	176	117	195	25088070	2.12E+36	218	496	4.14E+07	2.12E+36
		المقترح	131	56	71	7524184	2.12E+36	195	437	3.15E+07	2.12E+36
100	*MSE*	Shelton	176	160	193	895303500	1.70E+36	214	503	1.57E+08	1.70E+36
		Makridakis	176	116	194	895368700	1.69E+36	214	497	1.50E+08	1.69E+36
		المقترح	132	63	84	270737100	1.69E+36	207	442	1.16E+08	1.69E+36

النتائج الخاصة بتوزيع مربع كاي :-

رغم اقتراب قيم *MSE* في الجدول رقم (٤) من بعضها البعض الا انه يمكن ملاحظة افضلية العامل المقترح على عاملي التعديل المقترحين الاسي من ناحية تقارب نتائج قيم *MSE* عند ازدياد حجم العينة واتجاه السلاسل الزمنية نحو اللااستقرارية .

جدول رقم (٤)
ويمثل نتائج توزيع مربع كاي

T		ϕ	.1	.6	1	1.1	1.9	-.1	-.6	-1.1	-1.9
8	*MSE*	Shelton	313	213	258	368	152251300	353	627	2533	342801
		Makridakis	289	214	270	150328	374956400	327	617	2833	334628
		المقترح	218	211	251	366	149284	347	581	2710	327366
15	*MSE*	Shelton	319	215	265	696	637402800	378	749	11426	1.34E+07
		Makridakis	302	230	273	705	468300900	378	834	9933	1.42E+07
		المقترح	279	212	262	685	620969700	308	740	9657	1.32E+07
30	*MSE*	Shelton	340	237	296	5085	6.83E+14	427	846	149029	1.70E+15
		Makridakis	336	247	280	5742	6.87E+14	421	838	114053	1.69E+15
		المقترح	340	237	277	5055	6.27E+14	420	815	107809	1.59E+15
50	*MSE*	Shelton	351	250	294	135066	5.89E+25	426	945	3738162	1.42E+26
		Makridakis	352	241	286	137637	6.42E+25	431	915	3995736	1.46E+26

		المقترح	340	241	275	134778	6.21E+25	401	896	4063222	1.47E+26
80	*MSE*	Shelton	356	248	398	25422610	2.12E+36	432	939	598661100	2.12E+36
		Makridakis	351	243	303	26663040	2.12E+36	411	952	575986300	2.11E+36
		المقترح	347	244	287	25105440	2.12E+36	410	912	564580500	2.11E+36
100	*MSE*	Shelton	350	241	399	94201800	1.69E+36	424	979	2.24E+08	1.69E+36
		Makridakis	352	242	301	903098500	1.69E+36	422	977	2.26E+08	1.69E+36
		المقترح	352	242	299	90294200	1.69E+36	421	963	2.21E+08	1.69E+36

الاستنتاجات :-

من خلال تحليل النتائج فقد تم التوصل الى بعض الاستنتاجات التي قد تفيد الباحثين اللاحقين الذين يدرسون عملية التنبؤ بشكل عام وطريقة التنقية الوائمة بصورة خاصة ، حيث يمكن تلخيص الاستنتاجات بالنقاط التالية :-

١- لقد اعطت النتائج بان هناك تقارباً نسبياً بين عوامل التعديل الثلاثة في حالة اتباع حد الخطأ للتوزيع الطبيعي واللوغارتمي الطبيعي .

٢- هناك افضلية لعامل التعديل المقترح بالنسبة للتوزيع اللوغارتمي الطبيعي وذلك عند نموذج المسار العشوائي .

٣- هناك افضلية لعامل التعديل المقترح وبصورة عامة عندما يتبع حد الخطأ للتوزيع الاسي ومربع كاي .

٤- نلاحظ زيادة قيم معيار *MSE* ولكافة التوزيعات تقريباً وذلك عند زيادة حجم العينة واقتراب السلسلة الزمنية من اللااستقرارية .

وبذلك توصي بالاخذ بنظر الاعتبار الاستنتاجات اين ما وردت اهميتها ، وكذلك نوصي بأجراء بحوث اخرى حول هذه الطريقة لاهميتها في عملية التنبؤ ، كأن تدرس مثلاً حالة التوزيعات المتقطعة كتوزيعات لحد الخطأ العشوائي .

المصادر

References

المصادر العربية :-

١- الخاقافي ، طاهر ريسان دخيل 2000 ، استخدام المحاكاة للتحري عن تقدير التنقية الموائمة (Adaptive Filtering) لنماذج الانحدار الذاتي مع تطبيق عملي ، رسالة ماجستير / الجامعة المستنصرية .
٢- الربيعي ، فاضل محسن ، صلاح حمزة 2000 ، العمليات التصادفية .

المصادر الانكليزية :-

3. Makridakis , S . and Wheelwright , S . c . 1977 " Adaptive Filtering : an Integrated Autoregressive / moving Average Filter for time serried Forecasting " Opl . Res . Q . Vol . 28 No . 2 p . p 425 – 437 .
4. Makridakis , S . and wheelwright , S . c . 1978 " Forecasting methods and Application " Johu wiley and Sons , Inc .
5. Shelton , F . A . 1987 " An Empirical Investigation of the Adaptive Filtering Learning Factor " J . Opl . Res . Sos . Vpl . 38 No . 3 p . p 269 – 275 .