المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (22) 2012
ص ص [98-120]

مقارنة التنبؤ باستخدام نماذج دالة التحويل ونماذج الأنماط المتماثلة المضببة مع التطبيق

د.هيام عبد المجيد حياوي* شيرين تركي محمد**

المستخلص

يعد التنبؤ بالسلاسل الزمنية من المواضيع التي تلاقي اهتماماً كبيراً وواسعاً لدى الباحثين في الوقت الحاضر لما له من أهمية في شتى المجالات وخصوصاً عند دراسة الظواهر الطبيعية. تعامل البحث الحالي مع التنبؤ بطريقتين أولاهما تقنية الأنماط المتماثلة المضببة التي استخدم فيها ثلاث خوارزميات الأولى خوارزمية (Singh,2001) وخوارزمية (الطائي ،2010) أما الخوارزمية الثالثة فهي خوارزمية مطورة جمعت بين الخوارزميتين فضلاً عن إجراء بعض التعديلات مما أدى إلى إعطاء نتائج أفضل من كلتا الخوارزميتين,والطريقة الثانية التنبؤ باستخدام نماذج السلاسل الزمنية المتعددة والتي تسمى ايضاً بنماذج دالة التحويل.

ويتم تطبيق الطرائق المذكورة على البيانات الشهرية للسلسلة الزمنية لمياه نهر دجلة في مدينة الموصل لسنة 2010 وتم اخذ خمسة متغيرات والمتمثلة بالعكورة(Turbidity) التي تمثل متغير الإخراج,أما متغيرات الإدخال فتمثلت بدرجة التركيز الهيدروجيني(PH) والمتطلب الكيمياوي للأوكسجين(C.O.D) والأملاح الصلبة الكلية المذاب(T.D.S) والتوصيل الكهربائي($E.C._{25}$). وباستخدام معايير ضبط دقة التنبؤ تبين أن نماذج دالة التحويل تعطي نتائج أدق من الخوارزمية المطورة .

Prediction Comparison by using Transfer Function Models and Fuzzy Pattern Matching Models with Application

Abstract

Prediction of time series is the most important and widest spread for researcher nowadays, for it's importance in different approaches ,especially study of natural phenomena .This study deals with the prediction of fuzzing pattern matching models which use three algorithms;(Singh,2001) algorithms ,(Altai,2010) algorithms ,while the third algorithm is an evolution algorithm which combined the two algorithms, in addition we make some correction which leads to give a better results than both algorithms and also the prediction of multiple time series models used which called transfer function models .

* أستاذ مساعد / قسم الإحصاء والمعلوماتية / كلية علوم الحاسوب والرياضيات / جامعة الموصل.
** قسم الإحصاء والمعلوماتية / كلية علوم الحاسوب والرياضيات / جامعة الموصل.

تاريخ التسليم 2012/4/30 ______ تاريخ القبول 2012/7/23

These methods were applied on the monthly data of time series for Tigris river in Mosul city for the year 2010, we take five variables represented by Turbidity as an output variable while input variables were represented by PH value , Chemical oxygen demand , Total dissolved solids and Electrical conductivity, and by using prediction criteria of fixed or exact adjustment, The results show that the transfer function models give more exact results than evolution algorithm.

1 - المقدمة

التنبؤ مهم في عدة مجالات وهناك دراسات كثيرة تستخدم الطرائق الإحصائية الكلاسيكية كنماذج ARIMA التي استخدمت على نطاق واسع في السبعينات لهذا الغرض، إذ إن هذه الطريقة تكون لها قابلية محدودة عند نمذجة البيانات في السلاسل الزمنية. أما تقنية تمييز الأنماط التي تستخدم التقريب الموضعي وتقنيات الجار الأقرب فيمكنها أن تستخدم في التنبؤ لإعطاء عدة نتائج أفضل من الطرائق الإحصائية الكلاسيكية [Singh, 1998]. أن التنبؤ باستخدام نماذج ARIMA يرتكز على استخدم سلسلة زمنية واحدة دون أن يستعمل حزمة المعلومات المتاحة في سلاسل زمنية أخرى مرتبطة بها . وفي كثير من مواقف التنبؤ تؤدي أحداث أخرى إلى حدوث تأثير منتظم في السلسلة الزمنية التي نرغب في التنبؤ بها (المتغيرات التابعة)، لذا فأننا نحتاج إلى استخدام نماذج تنبؤ متعددة المتغيرات وهنا يجب علينا بناء نموذج تنبؤ يتضمن أكثر من سلسلة زمنية واحدة ويبين الخصائص الديناميكية للنظام . ويسمى مثل هذا النموذج بنموذج السلاسل الزمنية المتعددة (Multiple Time Series Model) أو نموذج دالة التحويل[فاندل, 1992] .

أن طريقة الأنماط المتماثلة تستند إلى الفرضية التي تعتمد على القيم الحالية Current Structures التي قد تماثل القيم الماضية Old Structures لكي تستخدم في عملية التنبؤ بالمستقبل [Stuart and Singh, 1998]. وأن هذه الخاصية هي الخاصية الرئيسة لطريقة الجار الأقرب التي ترتبط مع حقيقة أنها أداة مفيدة جداً في تشخيص العلاقة بين القيم الحالية والقيم الماضية مع الدقة المعقولة, لأنها تعتمد على تشخيص عدد من الجيران للبيانات الماضية [Singh, 1998].

أن تقنية تمييز الأنماط يطلق عليها نمذجة الأنماط وتمييز الأنظمة Pattern Modeling and Recognition system (PMRS) [Singh, 2001] [McAtckney and Singh,1998].

الهدف

تم في هذا البحث التنبؤ باستخدام السلاسل الزمنية أحادية المتغير والمتمثلة بنماذج الأنماط المتماثلة المضببة التي استخدم فيها ثلاث خوارزميات وتم أيضا استخدام التنبؤ

بالسلاسل الزمنية متعددة المتغيرات أي التي تتضمن أكثر من سلسلة زمنية بحيـث تبـين الخصائص الديناميكية للنظام ويسمى مثل هذا النموذج بنموذج السلاسل الزمنيـة متعـددة المتغيرات أو نموذج دالة التحويل . والهدف من هذا البحث هو أيجاد أفضل طريقة للتنبـؤ من بين الطرائق أعلاه بحيث تعطي نتائج تكون قيمها قريبة من القيم الأصلية.

2 - التقريب الموضعي باستخدام (PMRS) Local approximation using PMRS.

لتطوير نماذج الأنماط استخدم التقريب الموضعي (Local approximation) للتنبؤ بالـسلوك المـستقبلي للسلـسلة الزمنيـة [McAtckney and Singh,1998] [Singh,2000]. وعند استخدام تقنية التقريب الموضعي تمثل السلسلة الزمنية كمتجه

$$Y = (Y_1, Y_2 ...., Y_n) \quad ...(1)$$

إذا إن القيمة الحاليـة Current state للسلسلة الزمنية عندما $[k=1]$ مثلت بوساطة أخر قيمة بالسلـسلة Y_i والتـي تمثـل Y_n ,ويمكن أن تعتمد أحدى الطرائق البسيطة للتنبؤ على تشخيص الجار الأقرب إلى Y_n حسب القيم الماضية.على سبيل المثال نقول أن Y_j والتنبؤ لها هو Y_{n+1} يعتمد على القيمـة Y_{j+1}, ويمكن توسيع **القيمة الحالية للسلسلة الزمنية** Y_n لتتضمن أكثر من قيمة واحدة,على سبيل المثال : عندما $[k=2]$ ستعرف Sc القيم الحالية بـ $\text{Sc} = \{Y_{n-1}, Y_n\}$ وهـي تمثـل أخر قيمتين بالسلسلة Y_i .

لذا فان القيم الحالية للتنبؤ ستعتمد على القيم الماضية $\text{Sp} = \{Y_{j-1}, Y_j\}$ وقيمـة السلـسلة التي تليها Y_p^+ التي أعطيت من قِبل Y_{j+1}، بشرط أن نثبت أن القيم $\{Y_{j-1}, Y_j\}$ هي الجار الأقرب للقيم $\{Y_{n-1}, Y_n\}$ وعند استخدام بعض مقاييس التنبؤ سنشير إلى الحالات أو القـيم States كأنماط . يمكن استخدام القيم الحالية نظرياً لأي حجم لكن علمياً يمثل فقـط القـيم الحالية للحجم الأمثل للقيم الماضية للحجم نفسه الذي يعطي تنبؤاً أدق سواءاً كـان حجـم الجار الأقرب صغيراً أم كبيـراً [McAtackney & Singh, 1998] [Singh,1999] [Singh,2001].

يمكن أن نوضح أن إجراءات التنبؤ حسب طريقة الأنماط المتماثلة المضببة تعتمد على :

$$\hat{Y} = \phi(Sc, Sp, Y_P^+, K, C) \quad ...(2)$$

إذ أن:-

$\hat{Y}$: التنبؤ بخطوة إلى الأمام . Sc : (State Current) القيم الحالية.

Sp : (State past) القيم الماضية. Y_P^+ : قيمة السلسلة التي تنتج من الحالة الماضية Sp .

K : حجم النمط . C : يقصد بها إيجاد الشبيه المماثل للشبيه الأصلي. [Singh, 2001] [Singh, 1999]

الآن لكي نوضح عملية إيجـاد الـشبيه (Matching Process) للتنبـؤ بالسلـسلة للمستقبل، نفترض تمثيل السلسلة الزمنيـة كمتجـه $Y = \{Y_1, Y_2 ......, Y_n\}$ إذ إن (n) العدد الكلي للمشاهدات في السلسلة . في اغلب الأحيان، تمثل السلسلة كدالة للزمن، أي أن $Y_n = Y_t$ و $Y_{n-1} = Y_{t-1}$ [Stuart and Singh, 1998].

ويمكن أن نعرف السلسلة $S = \{S_1, S_2, ... S_{n-1}\}$ بأنها متجه الفروق الذي يمثل الانتقال من الحالة (n) الى الحالة $(n+1)$ [Singh,2001] و[Singh,2000] .

إذ أن:

$$S_i = Y_{i+1} - Y_i, \quad \forall_i' \quad 1 \le i \le n-1 \qquad ...(3)$$

لكي نعرف الجار الأقرب رياضياً ، سوف نشفر السلسلة Y كمتجه بالنـسبة للتغيـر فـي الاتجاه,

لهـذا الغـرض Y_i تـشفر كـ 0 إذا $Y_{i+1} < Y_i$ كـ 1 إذا $Y_{i+1} > Y_i$ و 2 إذا $Y_{i+1} = Y_i$ أي أن:-

$$Y_i = \begin{cases} 0 & if \quad Y_{i+1} < Y_i \\ 1 & if \quad Y_{i+1} > Y_i \\ 2 & if \quad Y_{i+1} = Y_i \end{cases} \qquad ...(4)$$

لذا فان السلسلة الزمنية الكاملة تكون مشفرة كـ $p = [b_1, b_2, ..., b_{n-1}]$ إذ إن b_i قـيم ثنائية (binary) أما أن تكون صفراً أو واحداً ماعدا في بعض الحالات التي لا تتغير فيهـا قيمة السلسلة سنرمز لها بـ (2) [Singh,2000] [Singh,2001].

تختلف الأنماط حسب حجمها ، لكن في اغلب الأحيان تكون $2 \le k \le 5$ وأن عدد الإشكال الممكنة عند حجم الخط K يكون $2^k + 1$, مع العلم أن هناك العديد من الأشباه للنمط الواحد. إن الأنماط ذوات الحجوم الصغيرة يكون لها أشكال بسيطة ومميزة في حين الأنماط ذوات الحجوم الكبيرة سيكون لها أشكال معقدة (Singh, 2000) .

(أ)خوارزمية الأنماط المتماثلة المضببة للباحث(Singh,2001)

Algorithm of Fuzzy Pattern Matching for [Singh,2001]

اقترح هذه الخوارزمية الباحث Singh وهي موجودة في كثير من البحوث (McAtckney & Singh,1998) (Singh, 1999) (Singh, 2001) وخطواتها كالآتي:

[1]- نبدأ باختيار النمط الذي يكون له اقل حجم أي أن K=2 ، تؤخذ من أخر قيمتين في السلسلة $p' = (b_{n-2}, b_{n-1})$.

[2]- نبحث في السلسلة الزمنية المشفرة $(b_1, b_2, ..., b_{n-3})$ لنجد الشبيه الأقرب لـ p' . افترض أن الشبيه الأقرب هو $p'' = (b_{j-1}, b_j)$ للمجموعة p' و p''

تطابق (s_{n-2}, s_{n-1}) و (s_{j-1}, s_j) على التوالي , j تمثل موقع الشبيه . ثم نستخدم المعادلة الآتية:-

$$\nabla = \sum_{i=1}^{k} W_i (s_{n-i} - s_{j-i}) \qquad ...(5)$$

إذ أن :-

J : موقع الشبيه. S : قيمة فرق المشاهدة. k : حجم النمط . W_i: تساوي 1= لجميع الأحجام.

[3]- حساب قيمة التوقع Y_{n+1} إذ أنها نعتمد على المعادلة (5) نأخذ اقل قيمة لـ ∇ وما هو

قيمة (j) التي تقابل اقل ∇ فإذا كان $b_j = 1$ فان التوقيع للقيمة (Y_{n+1}) يكون عالياً وأن:

$$Y_{n+1} = Y_n + B * S_{j+1} \qquad ...(6)$$

أما إذا كانت ($b_j = 0$) فتكون قيمة التوقع لـ Y_{n+1}

$$Y_{n+1} = Y_n - B * S_{j+1} \qquad ...(7)$$

وإذا كانت ($b_j = 2$) تكون قيمة التوقع لـ Y_{n+1}

$$Y_{n+1} = Y_n \qquad ...(8)$$

إذ إن:-

$$B=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\frac{s_{n-1}}{s_{j-1}} \quad \ldots(9)$$

Y_n : القيمة الأخيرة للسلسلة الأصلية . Y_{n+1} : القيمة المراد التنبؤ بها .

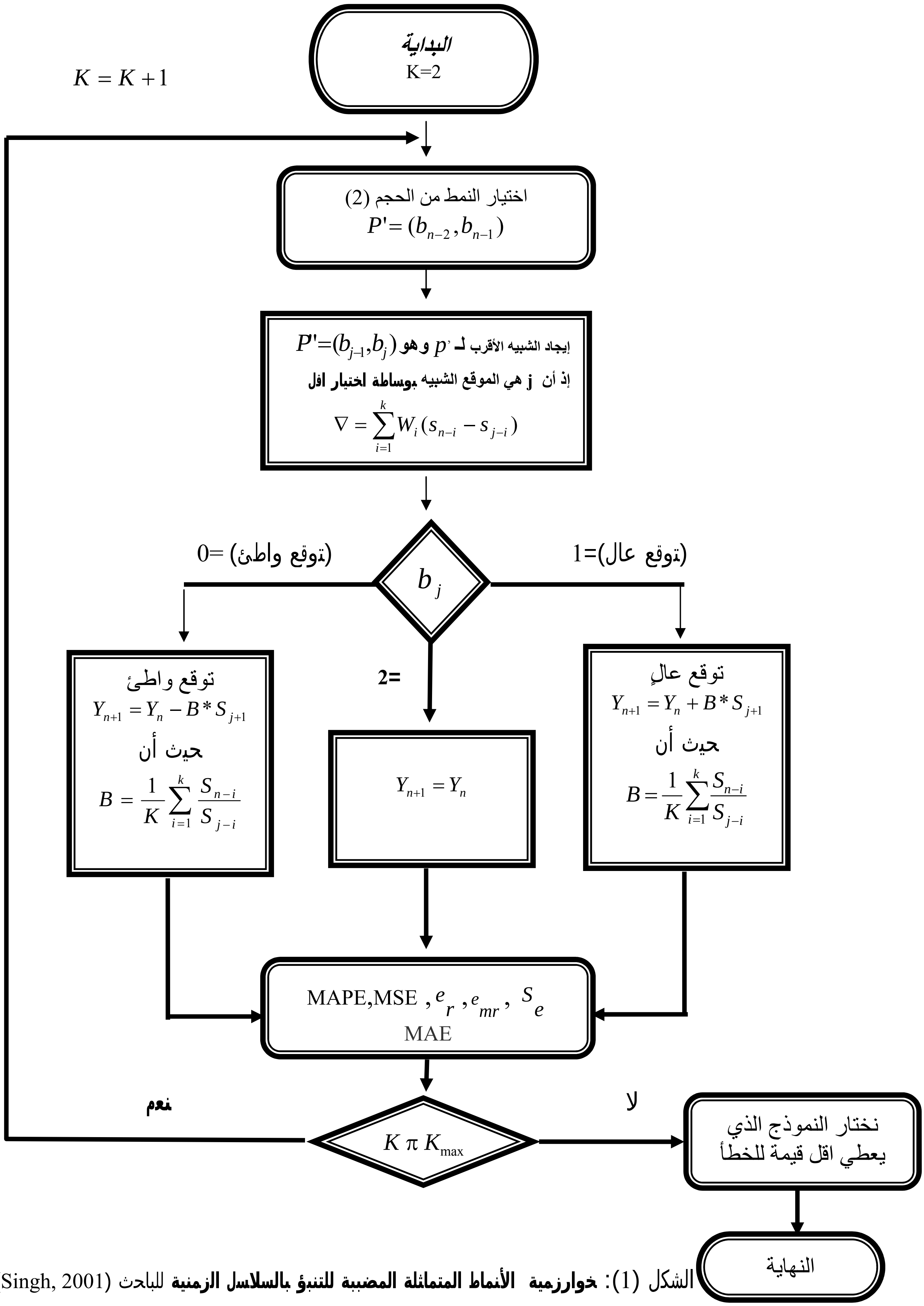
S_{j+1} : قيمة فرق المشاهدة $_{j+1}$ أي أن $s_{n+1}=Y_{j+2}-Y_{j+1}$

b_j : تمثل القيمة المشفرة للمشاهدة j . n : حجم العينة . K : حجم النمط .

i : تمثل معداداً لقيم k التي تبدأ من 2 إلى 5 .

[4] - عند إجراء الخطوات من 1 إلى 3 بهذا نكون قد قمنا بالتنبؤ بخطوة واحدة إلى الأمام عندما تكون (k=2) وهكذا نكرر الخطوات لحين الانتهاء من قـيم التنبـؤ عنـدما (k=2).

[5]- تغير الحجم k وتكرار الخطوات من 1 إلى 4 وبعد تطبيق جميع الأحجام لـ k سنستخدم مقاييس الخطأ لإيجاد أفضل حجم تكون قيم التنبؤ له قريبة من القـيم الأصلية.(الحيالي،2012).



الشكل (1): **خوارزمية الأنماط المتماثلة المضببة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية** للباحث (Singh, 2001)

Algorithm of Fuzzy Pattern Matching for(Altai,2010)

هذه الخوارزمية اقترحت من لدن الباحثة (الطائي ,2010)

تتبع خطوات خوارزمية(Singh,2001) نفسها ولكن الاختلاف في الخطوة الثانية بحيث لاتستخدم معادلة $\nabla=\sum_{i=1}^{k}W_i(s_{n-i}-s_{j-i})$ بل تجد معادلة Y_{n+1} لجميع الأشباه الموجودة ولجميع الأحجام (K= 2,3,4,5) ثم يختار الشبيه الذي يعطي اقل قيمة لمعيار MSE.و بهذا نكون قد قمنا بالتنبؤ بقيمة واحدة إلى الأمام ثم تكرر جميع الخطوات لإيجاد قيم التنبؤ , والاختلاف الأخر هو أن معادلة Y_{n+1} تعتمد على قيمة b_{j+1} وليس b_j.

(ج) خوارزمية الأنماط المتماثلة المضببة المطورة

Algorithm of Fuzzy Pattern Matching (Evolution)

وبالمقارنة بين الخوارزميتين نحصل على الخوارزمية الآتية:-

إن هذه الخوارزمية جمعت بين الخوارزميتين، عند استخدام خوارزمية (Singh, 2001) قيمة التنبؤ تعتمد على إن تكون قيمة الشبيه الذي يأخذ اقل قيمة لمعادلة ∇ التي تمثل $\nabla=\sum_{i=1}^{k}W_i(s_{n-i}-s_{j-i})$ حيث إن S تمثل الفرق بين قيمتين لسلسلة الأصلية التي تمثل Y أي $S_i=Y_{i+1}-Y_i \;,\quad \forall_i \;,\quad 1\le i\le n-1$ مما يؤدي الى قيم S سوف تكون سالبة ولذا معادلة الـ ∇ سوف تاخذ اقل قيمة التي تمثل بالسالب مما يؤدي إلى قيمة التنبؤ سوف تكون بعيدة جدا عن القيمة الأصلية .

أما عند استخدام الخوارزمية المطورة فقد تم تغير S بـ Y في معادلة ∇ حيث أن Y تمثل القيم الأصلية والتي تكون جميع القيم فيها موجبة وأيضا لكي أتفادى من إن تكون معادلة ∇ تحتوي على قيمة سالبة سوف اخذ القيمة المطلقة للمعادلة ∇ لذا تم استخدام معادلة $\nabla'=\left|\sum_{i=1}^{k}Wi(Y_{n-i}-Y_{j-1})\right|$ في الخوارزمية المطورة ،إي تصبح معادلة ∇ كما يأتي:

$$\nabla'=\left|\sum_{i=1}^{k}W_i(Y_{n-}\right| \quad ...(10)$$

أما خوارزمية(الطائي,2010),فقد استخدمت جميع الأشباه الموجودة لجميع أحجام (k=2,3,4,5) ثم تختار الشبيه الذي يعطي اقل قيمة لمعيار MSE,أما في هذه الخوارزمية فسنعتمد على استخدام اقل قيمة لمعادلة $\nabla'=\left|\sum_{i=1}^{k}W_i(Y_{n-i}-Y_{j-1})\right|$.

(3) الصيغة العامة لنموذج دالة التحويل:

A General Formula Of Transfer Function Model

إن نموذج دالة التحويل لا يتضمن المتغير التوضيحي x_t فقط ،وإنما يحتوي على القيم السابقة للمتغير التوضيحي $x_{t-1}, x_{t-2}, ...$ على هذا الأساس يمكن كتابة صيغة دالة التحويل كالآتي : (Makridakis et al.,1998)

$$y_t = C + v_0 x_t + v_1 x_{t-1} + v_2 x_{t-2} + ... + v_k x_{t-h} + N_t$$

$$y_t = C + (v_0 + v_1 B + v_2 B^2 + ... + v_k B^k) x_t + N_t \quad ...(11)$$

$$y_t = C + v(B) x_t + N_t$$

إذ إن :-C : تمثل الحد الثابت

$v(B) = v_0 + v_1 B + v_2 B^2 + ...$:تسمى بدالة التحويل والمعاملات $v_0, v_1, v_2, ...$ يطلق عليها أوزان نبضات الاستجابة وأن B عامل الإزاحة الخلفي $Bx_{(t)} = x_{(t-1)}$.

إذ أن N_t تمثل تشويشاً ابيض أو اضطراباً وتتبع نموذج ARMA ($i.e \ N_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t, or \ \phi(B) N_t = \theta(B) a_t$) ويمكن كتابة أوزان نبضات الاستجابة كنسبة بين متعددتي حدود (Polynomial) $w(B)$ و $\delta(B)$ والموضحة في المعادلة (12)(الحيالي,2012)

[Abraham & Ledolter , 1983 , 2005] [Liu & Hudak, 1992-1994] [Makridakis et al.,1998]

افترضنا في المعادلات السابقة أن التغيير في x يؤدي إلى حدوث تغيير فوري في y .
ومع ذلك ، فانه من المحتمل جداً أن يحدث تأخير أي وقت ميت (Dead Time) في استجابة النظام للتغيرات ولأخذ هذه النقطة في الاعتبار افترض b لتشير إلى عدد الفترات الزمنية التي تنقضي قبل أن تبدأ x_t في التأثير في المتغير التابع في هذه الحالة يمكن كتابة نموذج دالة التحويل بالصيغة آلاتية :(فاندل, 1992)

$$y_t = \frac{w_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-b} + N_t \quad ...(12)$$

(4) مقاييس الخطأ Error Measures:-

دقة التقدير يمكن أن تحدد من مجموعة مقاييس الخطأ . إذ انه يوجد حالتان في التقدير أما تقدير مستوى عالٍ أو تقدير مستوى واطئ . التقديرات قيست على أساس تشابه النمط إن وجد. من المهم تحديد الهيكلية بدلاً من الاختلافات المطلقة بين كلا التقديرين لأنه يهتم بدراسة سلوك النظام بدلاً من تقليل مقاييس الأخطاء وكما يلي:

1- معدل نسبة الخطأ e_r **Average Proportional Error (APE)**

$$e_r = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{\hat{Y}_i}{Y_i}\right) \quad \ldots(13)$$

إذ إن :

Y_i : القيم الأصلية .

$\hat{Y}_i$: القيم المتنبأ بها.

N : عدد القيم المتنبأ بها.

2- خطأ التزامن S_e **Synchronization Error**

$$S_e = \left(1 - \frac{a}{N}\right) \quad \ldots(14)$$

إذ إن:-

a : العدد الكلي للأزمنة التي تنتج بشرط أن يتحقق

$$\hat{Y}_{i+1} > \hat{Y}_i \; and \; Y_{i+1} > Y_i$$

أو

$$\hat{Y}_{i+1} < \hat{Y}_i \; and \; Y_{i+1} < Y_i$$

$$n+1 \le i \le N$$

3- معدل الخطأ النسبي e_{mr} **Mean Relative Error**

$$e_{mr} = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left|Y_i - \hat{Y}_i\right|}{\sum_{i=1}^{N} Y_i} \quad \ldots(15)$$

وهو يمثل معدل مقاييس لتقدير الأخطاء ويمكن أن يمثل القيم الكفوءة التي تعطي اقل قيمة من بين هذه المقاييس [Muthuswamy et al.,2004].

الجانب التطبيقي

إن محور هذا البحث هو دراسة العكورة في مياه نهر دجلة في مدينة الموصـل, إذ إن الماء سر الحياة الثاني بعد أوكسجين الهواء مباشرةً، وصدق رب العزة إذ يقول "وجعلْنَـا مِن الْماء كُل شَيءٍ حي",(الأنبياء,من الاية30).ومن الأسباب التي تؤدي إلى دراسة المياه وسبب تلوثها هو أن اغلب الأمراض تنتقل إلى الإنسان عن طريق الماء، إذ إن المجاري المائية تعد عاملاً مهماً لانتقال الأمراض الشائعة كالتيفوئيد والنـزلات المعويـة والإسـهال والقـيء

والكوليرا والتهابات الكبد والجهاز العصبي وغيرها من أجهزة الجسم أسبابها تلـوث الميـاه الناتجة من مخلفات الإنسان بصورة أساسية. [علي،1987] [ربيع،2011], لذا من الـدلائل على تلوث الماء هو دراسة العكورة ،لان العكورة عموماً تعد مقياساً لقياس درجة الـصفاء لعينة الماء لتقدير مدى خلوها من المواد الغروية والمعلقة مثل الطـين والغـرين والمـواد العضوية. وللعكورة أهمية كبيرة في تحديد مدى صلاحية الميـاه للـشرب وللاسـتعمالات المنزلية . إذ إن المياه الخالية من المواد الغروية المعلقة تكون أكثر قبـولا للمـستهلك. وان قياس العكورة يعتمد على طـول مـسار الـضوء خـلال عينـة المـاء ووحـدة قياسـها هي (Nephlemetric Turbidity Unit) ويرمز لها بـ(NTU) لذا وقد أجمعت معظـم مواصفات مياه الشرب الموضعية والعالمية على أنه في حال وصول عكـورة الميـاه إلـى خمس وحدات فانه لا يسمح باستخدام المياه للشرب ويجب معالجتها للتخلص من العكورة .

4- التنبؤ باستخدام نموذج الأنماط المتماثلة:

تم استخدام نسب المعادن (PH , D.O.D , T.D.S & E.C.25) الموجودة في مياه نهر دجلة في محافظة نينوى لسنة (2010) وتتمثل بـ (120) مشاهدة وتم أخذ 115 مـشاهدة والبقاء على 5 مشاهدات للتنبؤ,وتم الحصول على البيانات من مديرية بيئـة نينـوى فـي محافظة نينوى.

بالاعتماد على نسب المعادن بوصفها كمتغيرات إدخال (Input) لنماذج دالة التحويـل المؤثرة على متغير الإخراج (Output) المتمثل بعكورة (Turbidity) الماء الذي يقاس بـ NUT ويمكن وصف بيانات المدخلات والمخرجات كما الآتي:

Y_t : (Turbidity) عكورة الماء (NUT).

X_1 : (PH) درجة التركيز الهيدروجيني للماء (ملغم/لتر).

X_2 : (C.O.D) المتطلب الكيماوي للأوكسجين (ملغم/لتر).

X_3 : (T.D.S) الأملاح الصلبة الكلية المذابة (ملغم/لتر).

X_4 : (E.C.25) التوصيل الكهربائي (مايكرو موز/سنتمر). حيث قمنا بإيجاد متجه الأنمـاط لسلسلة العكورة (Y_t) بالاعتماد على المعادلة (4) وتم أيضاً إيجاد متجه الفروق بالاعتمـاد على المعادلة (3) الحيالي(2012) كما مبين في الجدول التالي:

الجدول(1):بيانات لمتغير العكورة (Turbidity) مع إيجاد سلسلة الفروقات وسلسلة الأنماط.

متجه الفروق(S)	متجه الأنماط P	البيانات(Y_t)	الفترة	متجه الفروق(S)	متجه الأنماط P	البيانات(Y_t)	الفترة

1	19	1	3	59	8.4	0	-1.2
2	22.0	2	0.0	60	7.2	0	-4.1
3	22.0	1	4.0	61	3.1	0	-0.7
4	26.0	1	11.0	62	2.4	1	0.7
5	37.0	0	- 18.3	63	3.1	1	0.6
6	18.7	0	-0.9	64	3.7	1	1.3
7	17.8	1	20.2	65	5.0	0	-1.9
8	38.0	0	-2.0	66	3.1	1	0.2
9	36.0	0	-4.0	67	3.3	0	-0.5
10	32.0	0	-20.0	68	2.8	1	2.3
11	12.0	1	0.2	69	5.1	1	2.8
12	12.2	0	-2.3	70	7.9	0	-5.2
13	9.9	1	2.3	71	2.7	1	2.2
14	12.2	1	0.3	72	4.9	0	-0.9
15	12.5	1	24.5	73	4.0	1	5.0
16	37.0	0	-24.0	74	9.0	0	-0.4
17	13.0	1	37.0	75	8.6	2	0.0
18	50.0	0	-11.9	76	8.6	0	-0.1
19	38.1	0	-27.8	77	8.5	1	0.4
20	10.3	1	15.7	78	8.9	0	-4.9
21	26.0	1	2.0	79	4.0	1	8.1
22	28.0	1	1.0	80	12.1	0	-4.5
23	29.0	0	-19.9	81	7.6	1	5.6
24	9.1	1	4.9	82	13.2	0	-6.4
25	14.0	0	-2.0	83	6.8	1	1.5
26	12.0	0	-4.0	84	8.3	0	-2.1
27	8.0	1	0.5	85	6.2	1	2.5
28	8.5	1	2.5	86	8.7	0	-3.7
29	11.0	1	4.0	87	5.0	0	-0.8
30	15.0	0	-12.3	88	4.2	1	3.2
31	2.7	1	2.8	89	7.4	1	1.8
32	5.5	0	-0.6	90	9.2	0	-4.4
33	4.9	1	1.8	91	4.8	1	1.9
34	6.7	0	-0.2	92	6.7	0	-0.4
35	6.5	1	0.4	93	6.3	1	0.5
36	6.9	1	0.7	94	6.8	1	0.2
37	7.6	0	-2.8	95	7.0	1	0.1
38	4.8	0	-0.6	96	7.1	1	1.2
39	4.2	1	4.0	97	8.3	0	-4.1
40	8.2	1	14.1	98	4.2	1	4.1
41	22.3	0	-10.8	99	8.3	1	1.5
42	11.5	0	-6.6	100	9.8	0	-1.0
43	4.9	1	3.2	101	8.8	0	-2.8
44	8.1	0	-4.5	102	6.0	1	2.2
45	3.6	1	4.9	103	8.2	0	-1.9
46	8.5	1	1.5	104	6.3	0	-0.4
47	10.0	0	-1.1	105	5.9	0	-2.8
48	8.9	1	13.1	106	3.1	1	5.7
49	22.0	1	44.0	107	8.8	0	-2.0
50	66.0	0	-44.3	108	6.8	0	-0.8
51	21.7	0	-2.7	109	6.0	1	2.4
52	19.0	0	-16.7	110	8.4	0	-3.4
53	2.3	1	5.2	111	5.0	1	6.0
54	7.5	1	0.5	112	11.0	0	-7.9
55	8.0	1	0.1	113	3.1	1	2.2
56	8.1	0	-1.9	114	5.3	1	4.2
57	6.2	1	2.4	115	9.5	*	*
58	8.6	0	-0.2				

(4-1) التنبؤ باستخدام نموذج الأنماط المتماثلة المضببة بالاعتماد على الخوارزميـة(أ) التي وضعها الباحث (Singh,2001):-

إذ إن هذه الخوارزمية تعتمد على إيجاد الأشباه لنمط (k=2) والشبيه الأفضل يعطي اقل قيمة للمعادلة ∇ وهكذا نتنبأ ببقية قيم السلسلة, وتكرر الخطوات نفسها لبقية الأحجام (k=3,4,5),ثم بعد ذلك لكي نختار أفضل حجم سنستخدم معايير الأخطاء $e_r, S_e, e_{mr}, MSE, MAE$ and $MAPE$ والنمط الذي يعطي اقل قيم للمعايير سيكون هو النمط الأفضل للتنبؤ لأنه يعطي القيم التي تكون قريبة من القيم الأصلية ، فإذا كان حجم النمط يساوي اثنين فسوف يكون هناك (21) شبيه سوف تطبق معادلة ∇ لجميع الأشباه والشبيه الذي يعطي اقل قيمة للمعادلة∇هو الذي تطبق عليه معادلة التنبؤ.

* الشبيه الأول عندما (K=2):

(j=4)

$$P' = (b_{n-2}, b_{n-1}) \Rightarrow P' = (1,1)$$
$$P'' = (b_{j-1}, b_j) \Rightarrow P'' = (1,1)$$
$$\nabla = \sum_{i=1}^{k} W_i (S_{n-i} - S_{j-1})$$

إذ أن ($W_i = 1$) لجميع الأشباه.

$$\nabla = (S_{n-1} - S_{j-1}) + (S_{n-2} - S_{j-2})$$
$$= (S_{115-1} - S_{4-1}) + (S_{115-2} - S_{4-2})$$
$$= (4.2 - 4) + (2.2 - 0)$$
$$\nabla = 2.4$$

وهكذا نجد قيمة معادلة ∇ لجميع الأشباه,الموجودة عندما (k=2) وكما في الجدول الآتي :-

الجدول(2):حساب معادلة ∇ لجميع الأشباه الممكنة عندما(k=2) للتنبؤ بقيمة ($\hat{Y}_{116}$):-

الحجم(k)	**رقم الشبيه(j)**	**موقع الشبيه(j)**	∇	**الحجم(k)**	**رقم الشبيه(j)**	**موقع الشبيه(j)**	∇
$k=2$	1	j=4	2.4	التكملة $k=2$	12	j=54	17.9
	2	j=14	6.4		13	j=55	0.7
	3	j=15	3.8		14	j=63	6.4
	4	j=21	18.5		15	j=64	5.1
	5	j=22	**-11.3** *		16	j=69	4.6
	6	j=28	9.9		17	j=89	4.0
	7	j=29	3.4		18	j=94	6.3
	8	j=36	6.2		19	j=95	5.7
	9	j=40	3.0		20	j=96	6.1
	10	j=46	6.0		21	j=99	6.4
	11	j=49	-5.6				

* تمثل قيمة معنوية.

بعد حساب معادلة ∇ نلاحظ أن اقل قيمة هي $\nabla = -11.3$ عنـدما (j=22) أي عنـد الـشبيه الخامس إذ قيمة b_j سوف تكون $b_{22} = 1$ أي سنستخدم معادلة التنبؤ الآتية التي اسـتخرجت ببرنامج (Matlab) في الملحق (C) البرنامج (1)(الحيالي،2012).

$$\hat{Y}_{n+1} = Y_n + B * S_{j+1}$$

$$B = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{2}\frac{S_{n-i}}{S_{j-i}} \Rightarrow = (\frac{S_{115-1}}{S_{22-1}} + \frac{S_{115-2}}{S_{22-2}})$$

$$= \frac{1}{2}(\frac{S_{114}}{S_{21}} + \frac{S_{113}}{S_{20}}) \Rightarrow = \frac{1}{2}(\frac{4.2}{2} + \frac{2.2}{15.7})$$

$$B = 1.1201$$

$$S_{j+1} = S_{22+1} = S_{23} = -19.9$$

$$\hat{Y}_{116} = 9.5 + (1.1201) * (-19.9)$$

$$\hat{Y}_{116} = -12.78999$$

وبالطريقة المذكورة نفسها نجد قيم التنبؤ ($\hat{Y}_{117}, \hat{Y}_{118}, \hat{Y}_{119}, \hat{Y}_{120}$) باستخدام البرنامج (1) فـي الملحق C انظر الحيالي(2012).

الجدول(3):نتائج استخدام نموذج الأنماط المتماثلة المضببه باستخدام خوارزمية (Singh,2001) للتنبؤ بالفترة ($\hat{Y}_{116} - \hat{Y}_{120}$) عندما (K=2).

السلسلة	القيم الأصلية Y_i	قيم التنبؤ $\hat{Y}_i$
116	7.2	-12.79
117	7.5	-13.05
118	6.3	- 8.48
119	5.2	-5.13
120	6.3	-24.69

الآن نستخدم الخوارزمية نفسها (Singh,2001) ولكن عندما(K=3,4,5) نتبع الخطوات نفسها السابقة وباستخدام البرنـامج(2) عنـدما $(k = 3)$ والبرنـامج(3) عنـدما $(k = 4)$ والبرنامج(4) عندما $(k = 5)$ الحيالي(2012).

الجدول(4):نتائج استخدام نموذج الأنماط المتماثلة المضببه باستخدام خوارزمية (Singh,2001) للتنبؤ بقيم ($\hat{Y}_{116} - \hat{Y}_{120}$) عندما (K=3,4,5).

السلسلة	القيم الأصلية Y_i	قيم التنبؤ عندما k=3	قيم التنبؤ عندما k=4	قيم التنبؤ عندما k=5
116	7.2	112.07	72.86	18.52
117	7.5	-1324.43	167.52	16.07
118	6.3	-1350.20	-1130.44	80.18
119	5.2	-2498.17	-3797.0	13.15
120	6.3	-2513.42	-3879.16	164.99

بعد القيام بالتنبؤ لكل أحجام K قمنا باستخدام معايير الأخطاء الآتية لمعرفة الحجم الأمثـل الذي يعطي نتائج أفضل وكما موضح في الجدول (5) :

الجدول(5) :استخدام معايير الأخطاء لمعرفة الحجم الأمثل.

الحجم (k)	e_r	S_e	e_{mr}	*MSE*	*MAE*	*MAPE*
K=2	-1.9533	1	*2.9732	*421.4880	*19.3280	*295.3601
K=3	965.228	0.6	932.8120	3248195.5454	1563.2780	25776.9254
K=4	*-298.582	*0.4	278.4642	6175123.943	1810.0160	31176.4471
K=5	9.2319	0.6	8.0126	6181.1121	52.0820	823.1922

* قيمة معنوية .

من الجدول أعلاه تبين أن الحجم الأمثل للتنبؤ هو عندما K=2 .

(4-2) خوارزمية الأنماط المتماثلة المضببة بالاعتماد على الخوارزمية (ب) التي وضعتها الباحثة (الطائي,2010).

سنستخدم البيانات المذكورة في الجدول (1) للتنبؤ اعتماداً على نموذج الأنماط المتماثلة المضببة لخوارزمية (الطائي,2010) إذ سنأخذ الأنماط (K=2,3,4,5) وكل الأشباه لهذه الإحجام ونجد القيم المتوقعة لها ونختار القيمة الفضلى التي تقلل من خطأ السلسلة. وعن طريق استخدام البرامج (8,7,6,5) في الملحق c (الحيالي،2012) .

الجدول(6):نتائج استخدام نموذج الأنماط المتماثلة المضببه باستخدام خوارزمية الباحثة (الطائي,2010) للتنبؤ بقيم ($\hat{Y}_{116} - \hat{Y}_{120}$).

السلسلة	القيم الأصلية Y_i	قيم التنبؤ $\hat{Y}_i$
116	7.2	11.36
117	7.5	11.41
118	6.3	11.51
119	5.2	11.43
120	6.3	11.42

(4-3) خوارزمية الأنماط المتماثلة المضببة بالاعتماد على الخوارزمية (ج) :-

إن الخوارزمية هذه اقترحت بسبب أن كلتا الخوارزميتين السابقتين لم تختر الشبيه الذي يعطي القيمة التي تكون قريبة من القيمة الأصلية مع العلم أن الشبيه الذي يعطي القيمة التي تكون قريبة من القيمة الأصلية يكون موجوداً ولكن عند استخدام معادلة ∇ في خوارزمية (Singh,2001) ومعيار MSE في خوارزمية (الطائي,2010) لا يختاران الشبيه الذي تكون قيمته قريبة من القيمة الأصلية. لذا قمنا بعملية دمج الخوارزميتين بخوارزمية واحدة فضلاً عن إجراء تعديل وهو أن معادلة ∇ التي استخدمت في خوارزمية (Singh,2001) كانت تعتمد على سلسلة الفروق (S) أي:

$$\nabla = \sum_{i=1}^{k} W_i (S_{n-i} - S_{j-1})$$

أما هذه الخوارزمية فتعتمد معادلة ∇ على سلسلة Y_t الأصلية وكما يأتي:

$$\nabla' = \left| \sum_{i=1}^{k} W_i (Y_{n-i} - Y_{j-1}) \right|$$

وسوف نأخذ القيمة المطلقة لـ ∇' ثم نأخذ اقل قيمة لـ ∇' وهي التي تعد الشبيه الأفضل بعد ذلك نستخدم معادلة التنبؤ. ونكرر العملية نفسها للإحجام (k=3,4,5) ثم نختار من بين أحجام (k) اصغر قيمة لـ ∇' التي تعد هي القيمة المتنبأ بها . وعن طريق استخدام البرامج (8,7,6,5) الحيالي(2012) .

الجدول(7):نتائج استخدام نموذج الأنماط المتماثلة المضببه باستخدام الخوارزمية المطورة للتنبؤ بالقيم ($\hat{Y}_{116} - \hat{Y}_{120}$).

الفترة	القيم الأصلية Y_i	قيم التنبؤ $\hat{Y}_i$
116	7.2	7.5
117	7.5	7.0
118	6.3	7.1
119	5.2	5.8
120	6.3	5.0

5 - التنبؤ باستخدام دالة التحويل:

إن بناء نموذج دالة التحويل بالاعتماد على بيانات العكورة للماء بوصفه متغير أخراج ونسب المعادن ($E.C._{25}$-T.D.S-D.O.C and PH) متغيرات إدخال .

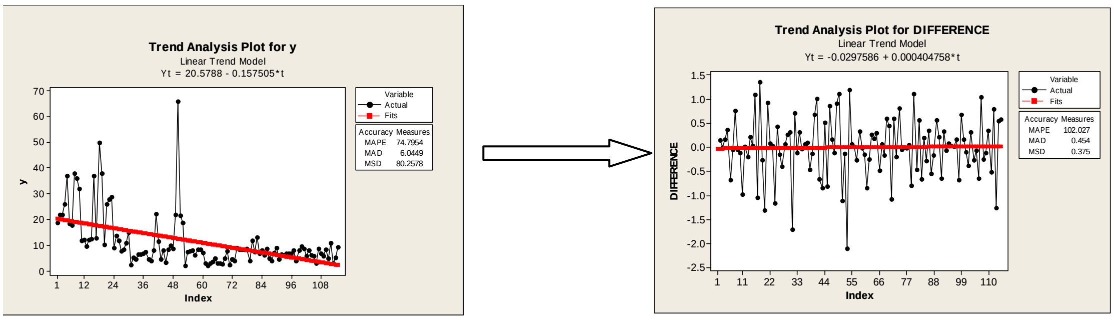
تمر عملية بناء نموذج دالة التحويل بعدة خطوات أو مراحل لكي يصبح النموذج في النهاية جاهزاً للاستخدام والتطبيق وهذه الخطوات هي التشخيص (Identification) ثم التقدير (Estimation) ثم إجراء الفحوص التشخيصية (Diagnostic Checking) ، ومن ثم الواجب اجتياز هذه الخطوات جميعها لكي يتحول النموذج التجريبي إلى النموذج النهائي الجاهز لاستخدامه تطبيقيا في التنبؤ Predication .

أن من أول الخطوات التي تتبع لوصف أو تحليل سلسلة زمنية هو رسمها بما يعرف بالشكل الزمني، إذ يمكن من خلال الشكل الاطلاع على طبيعة التذبذب فيها ، وملاحظة فيما أذا كانت السلسلة مستقرة أم لا من حيث الوسط والتباين، إذ إن استقرارية السلسلة لها دور كبير في عملية النمذجة لدالة التحويل فضلاً عن علاقتها الوثيقة بالتنبؤ .

(1-5) تهيئة سلسلة المخرجات والمدخلات:

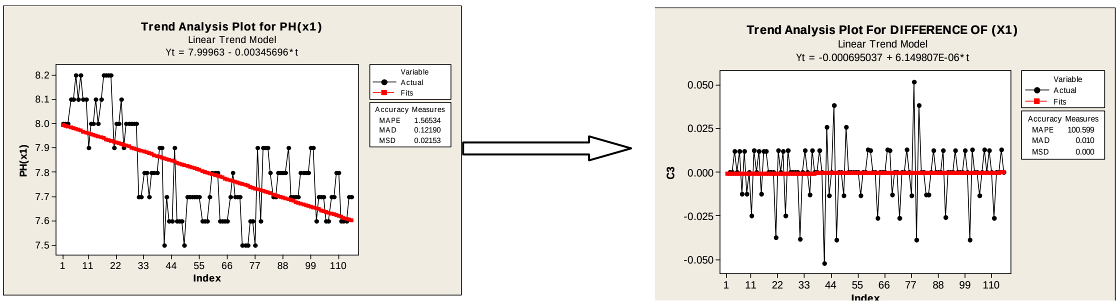
عند عرض الاشكال البيانية لسلسلة المخرجات والمدخلات ,نرى سلسلة المخرجـات Y_t التي تمثل العكورة والموضحة في الشكل(2), وكذلك بالنسبة لسلسلة المـدخلات فعنـد ملاحظة الشكل (3) الخاص بالمتغير X_1 المتمثـل بدرجـة التركيـز الهيـدروجيني (PH) والشكل(5) الخاص بالمتغير X_3 والذي يمثل الأمـلاح الـصلبة الكليـة المذابـة(T.D.S), والشكل (6) الخاص بالمتغير X_4 الذي يمثل التوصيل الكهربائي (E.C.25), فعند ملاحظـة الأشكال المذكورة تبين وجود تذبذبات مختلفة في السلسلة وهذا يعني أنها غير مستقرة فـي التباين أي أنها تحتاج إلى استخدام التحويلات كما نلاحظ عدم تذبذب البيانات حول الوسـط مما يدل على عدم استقرارية السلسلة الزمنية بالوسط أيضاً ، لكن نلاحظ تحول السلسلة إلى وضعها المستقر بعد أن استخدمت لها تحويلات اللوغارتمية مع اخذ فرق واحد لكي تصبح مستقرة . أما بالنسبة للمتغير X_2 فعند ملاحظة الشكل (4) نرى وجود تذبذبات مختلفة في السلسلة وهذا يعني أنها غير مستقرة في التباين وتمت معالجة السلـسلة كمـا مبـين فـي الشكل(4).في أدناه عرض الأشكال البيانية لسلـسلة المخرجـات والمـدخلات مـع اخـذ التحويلات والفروق لحين جعل السلسلة مستقرة:-

1- سلسلة بيانات العكورة Y_t (المخرجات) :



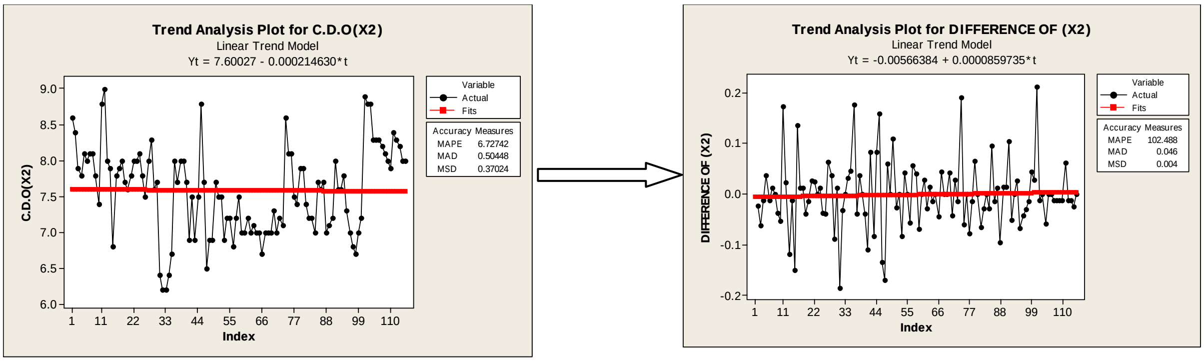
الشكل(2): الرسم البياني للسلسلة الأصلية لبيانات العكورة (Y_t) المخرجات وبعد تحويل السلسلة إلى سلسلة مستقرة

2- سلسلة بيانات الرقم الهيدروجيني $X_1 - PH$ (المدخلات):



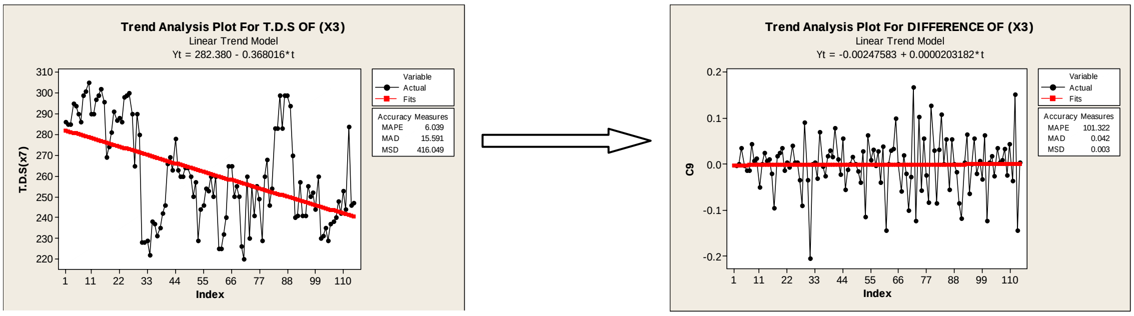
الشكل (3): يبين المشاهدات الأصلية للسلسلة الزمنية لبيانات درجة التركيز الهيدروجيني PH وبعد تحويل

3- سلسلة بيانات المتطلب الكيمياوي للأوكسجين $X_2 - C.D.O$ (المدخلات) :



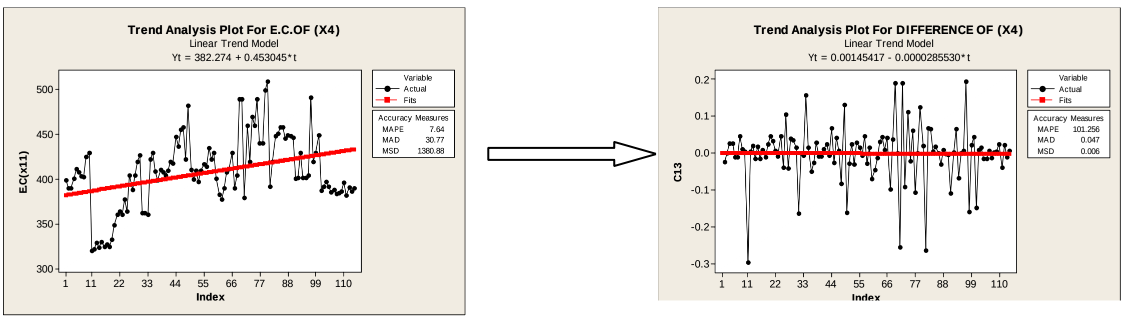
الشكل (4):يبين المشاهدات الأصلية للسلسلة الزمنية لبيانات المتطلب الكيمياوي للأوكسجين في الماء (C.O.D) وبعد تحويل السلسلة إلى سلسلة مستقرة.

4- سلسلة بيانات الأملاح الصلبة الكلية المذابة T.D.S – X_3 (المدخلات):



الشكل (5):يبين المشاهدات الأصلية للسلسلة الزمنية لبيانات الأملاح الصلبة الكلية المذابة في الماء(T.D.S) وبعد تحويل السلسلة إلى سلسلة مستقرة.

5- سلسلة التوصيل الكهربائي E.C.25 – X_4 (المدخلات):



الشكل(6):يبين المشاهدات الأصلية للسلسلة الزمنية لبيانات التوصيل الكهربائي E.C.25 في الماء وبعد تحويل السلسلة إلى سلسلة مستقرة

(2-5)نموذج ظاهرة العكورة Y_t :

يمكن صياغة دالة التحويل الخاصة بظاهرة العكورة Y_t كمتغير معتمد باستخدام نظام SCA وكالاتي :

TSMODEL YMODEL.MODEL IS @

$Y(1) = CY + (1,2,3,4)X_1(1) + @$

$(1,2,3,4)X_2 + (1,2,3,4)X_3(1) + @$

$(1,2,3,4)X_4(1) + (1)/(1)NOISE$

يتضح من النموذج أعلاه انه تم افتراض أوزان التحويل $(v_1 - v_4)$ ضمن دوال التحويل الخطية لجميع المتغيرات التوضيحية ، فضلاً عن افتراض أن نموذج حد الاضطراب بوصفه نموذجاً ابتدائياً مفترضاً هو من نوع ARMA(1,1) وهو النموذج الأنسب ومن الممكن اخذ أي نموذج آخر (Liu & Hudak,1992-1994). وبإجراء عملية التقدير التلقائي على النموذجYMODEL ، تم الحصول على نتائج التقدير، إذ ظهر عدم معنوية عدد من الأوزان كما مبين في الملحق (B-1)(الحيالي,2012).

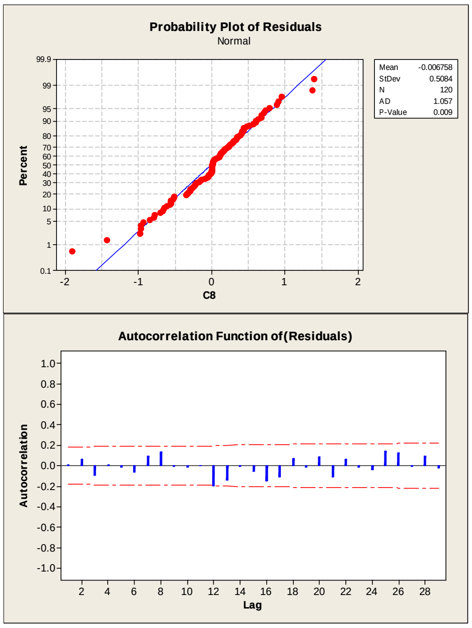
يتضح من خلال عملية التقدير التلقائي عدم معنوية عدد من الأوزان لدالة التحويل إذ إن جميع أوزان دالة التحويل الخاصة بالمتغير X_1 غير معنوية، وكذلك عدم معنوية الأوزان ذوات التخاف (الأول(0.6142-)، الثاني (2.1642)) الخاصة بالمتغير X_2 ، وعدم معنوية جميع أوزان دالة التحويل الخاصة بالمتغير X_3 ، وعدم معنوية جميع الأوزان الخاصة بالمتغير X_4 ، هذا فضلاً عن عدم معنوية الحد الثابت . وقد تم أجراء تعديلين على مقدرات أوزان دالة التحويل وذلك بإهمال المقدرات غير المعنوية وإيجاد التقدير من جديد حتى تم التوصل إلى هذه النتيجة وقبل التعرف على نموذج دالة التحويل. سيتم إجراء التقدير التلقائي لنموذج ARMA الفعلي لسلسلة الاضطراب N_t لإبداله بالنموذج الافتراضي المستخدم في نظام SCA ، فقد تم التوصل إلى نتيجة $N_t = (1 - 0.5907B)a_t$ كما مبين في الملحق (B-1) ، إذ نلاحظ من نتيجة التقدير التلقائي لنموذج ARMA لحد الاضطراب أن النموذج المناسب هو ARMA(0,1).

بعد أن تم تقدير نموذج الاضطراب ARMA(0,1) الملائم في النموذج للمتغير Y_t يجري تقديره تقديراً نهائياً أي أن النموذج YMODEL أصبح بعد التقدير النهائي بالصيغة الآتية -:

$$Y_t = -1.8238 * X_{2(t-3)} + 1.8174 * X_{2(t-4)} + N_t \qquad \ldots(16)$$

ومن نموذج دالة التحويل النهائي نستنتج أن ظاهرة العكورة (Turbidity) تتـأثر بـالمتغير الثاني الذي يتمثل بظاهرة المتطلب الكيمياوي للأوكسجين (C.D.O) في الماء لكن بتخلـف ثلاث وأربع فترات زمنية ($X_{2(t-4)}, X_{2(t-3)}$) ، كما ونستنتج أن النموذج الملائـم لسلسلة الاضطراب هو ARMA(0,1) .

للتأكد من أن عملية التشخيص تمت بصورة صحيحة، تم استخدام مخطط الاحتمال الطبيعي للتأكد من ان توزيع الاخطاء يكون توزيعا طبيعيا من خلال استخدام اختبار القيم الموضحة في الرسم الأول ومقارنتها مع قيم α عليه تم رسـم دالـة الارتبـاط الـذاتي و سـلوك Normality-Test لسلسلة البواقي (Residuals), كما موضح في الشكل الآتي :



الشكل (7):الارتباط الذاتي و سلوك Normality - Test لسلسل البواقي a_t .

إذ نلاحظ من الشكل (7) أن الارتبـاطـات الذاتيـة و سـلوك Normality-Test لسلسـلة البواقي a_t جميعها غير معنوية، بذلك يتحقق اختيار نموذج دالة التحويل للفحوص التشخيصية وهذا بالطبع يؤدي إلى نجاح النموذج.

بعد مرور نموذج دوال التحويل بمراحل بنائه ثم تقديره ثم اجتيازه للفحوص التشخيصية بنجاح، أصبح من الممكن التنبؤ بالقيم المستقبلية لظاهرة العكورة لمياه نهر دجلة من خـلال نموذج دالة التحويل الذي تم التوصل إليه كما يأتي :-

$$Y_t = -1.8238 * X_{2(t-3)} + 1.8174 * X_{2(t-4)} + N_t \qquad \ldots(17)$$

$$N_t = (1 - 0.5907B)a_t \qquad \ldots(18)$$

a_t : تمثل سلسلة البواقي كما مبين في الملحق (B-2) مع ملاحظة أن قيم a_{i+1} هي القيمة المتنبأ بها لخطوة مستقبلية مقدارها i وهذه القيمة لا يمكن التنبؤ بها لذلك تكون مساوية الى الصفر,والجدول الآتي يوضح القيم الأصلية وقيم التنبؤ :

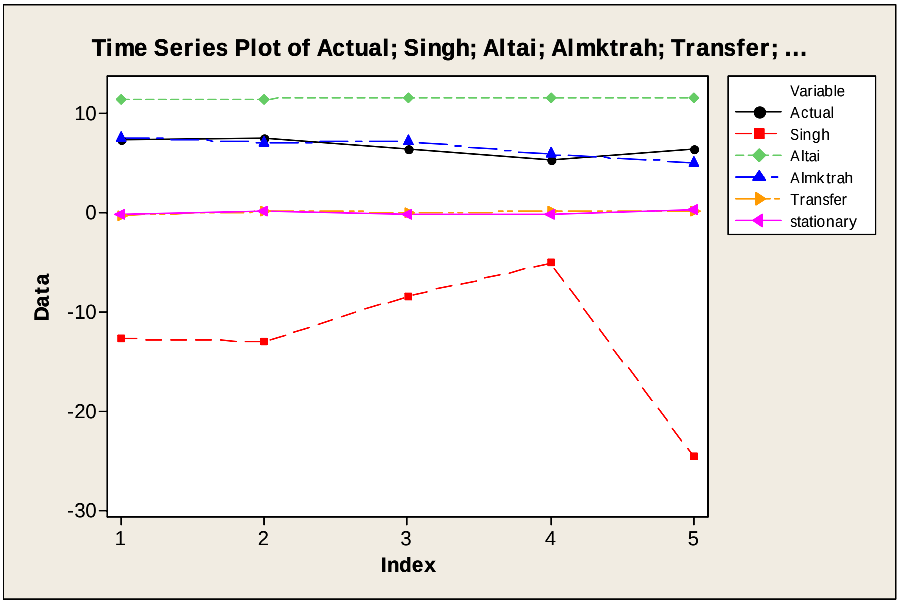
الجدول(8): القيم الأصلية وقيم التنبؤ باستخدام دالة التحويل.

قيم التنبؤ $\hat{y}_i$	القيم الأصلية (y_i) المستقرة	السلسلة
6.6	7.2	116
6.8	7.5	117
6.7	6.3	118
6.2	5.2	119
6.8	6.3	120

الجدول(9): نتائج المقارنة بين الطرائق الإحصائية المذكورة:

ت	أسم الطريقة	MSE	MAE	MAPE
1-	نمـــوذج الأنمـــاط باســـتخدام خوارزمية(singh,2001).	**421.4880**	**19.3280**	**295.3601**
2-	نمـــوذج الأنمـــاط باســـتخدام خوارزمية(الطائي,2010).	**24.9530**	**4.9260**	**78.7374**
3-	نمـــوذج الأنمـــاط باســـتخدام الخوارزمية(المطورة).	**0.6060**	**0.7000**	**11.1410***
4-	نمـــوذج دالـــة التحـــــويـــل.	**0.4520***	**0.6400***	**10.2366**

* تمثل قيمة معنوية.



الشكل(8): يبين القيم الأصلية وقيم التنبؤ للطرائق الإحصائية المذكورة.

نستنتج من خلال الجدول(9) والشكل(8) بأن التنبؤ باستخدام نموذج دالة التحويل يعطي قيماً أفضل من الأنماط المتماثلة المضببة, ولكن نماذج الأنماط المتماثلة المضببة باستخدام الخوارزمية المطورة تعطي نتائج أفضل من خوارزمية (singh,2001) و خوارزمية(الطائي,2010).

6- الاستنتاجات

أ- تبين من خلال هذا البحث أن أفضل طريقة هي طريقة نماذج دالة التحويل لان متغير العكورة (Y_t) الذي استخدم للتنبؤ بطريقة دالة التحويل لا يعطي قيم التنبؤ بسلسلة العكورة فقط ولكن يدرس الأسباب التي أدت إلى عكورة الماء إذ أظهرت الدراسة أن المتغير الذي يسبب هذه العكورة هو متغير المتطلب الكيمياوي للأوكسجين (C.O.D.) في الماء وهذا دليل على وجود المواد العضوية في الماء وقد تكون بشكل مواد عالقة او بشكل ذائب في الماء وتعد فضلات الصرف المنزلية والصناعية المصدر الرئيسي لوجود مثل هذه المواد في المورد المائي ، كما توجد بشكل طبيعي فيه نتيجة للتحصيل الحاصل للأجسام النباتية والحيوانية الموجودة في الماء اذ ان نقص الأوكسجين في الماء يؤثر في تنفس الأسماك والأحياء المائية الأخرى وهذا يؤدي الى تهيئة الظروف لعملية التحال اللاهوائي مما يؤدي الى خصائص غير مفضلة للماء وانبعاث غازات سامة ذوات روائح كريهة مما يؤدي الى تلويث الماء والجو معاً.لذا ينصح بقياس المواد العضوية في مياه الفضلات وتحديد الحمل العضوي .

ب- تبين من البيانات المستخدمة أنه عند استخدام طريقة الأنماط المتماثلة المضببة وفقاً لخوارزمية (Singh,2001) أن معادلة ∇ التي تستخدم لإيجاد أفضل شبيه كانت معادلة غير جيدة أما خوارزمية (الطائي ،2010) فوجد ان معيار MSE الذي استند إليه لاختيار أفضل شبيه يكون غير جيد إذ انه لا يأخذ التغير الذي يحصل بالسلسلة الأصلية بنظر الاعتبار لذا قمنا بدمج كلتا الخوارزميتين بخوارزمية واحدة المتمثلة بالخوارزمية المطورة فضلاً عن أجراء بعض التعديلات لإيجاد الشبيه الأفضل الذي تطبق عليه معادلة التنبؤ التي تعطي قيمة التنبؤ التي تكون قريبة من القيمة الأصلية,مما أدى إلى أن تعطي الخوارزمية المطورة قيماً أدق من كلتا الخوارزميتين.

7- المصادر:-

المصادر العربية :

[1]-الحيالي,شيرين تركي محمد,(2012)."**مقارنة التنبؤ باستخدام بعض نماذج السلاسل الزمنية والأنماط المتماثلة مع التطبيق**", رسالة ماجستير,كلية علوم الحاسوب والرياضيات ,جامعة الموصل.

[2] - ربيع,عادل مشعان,(2011)."**التوعية البيئية**",الطبعـة الأولـى,مكتبـة العربـي للنـشر والتوزيع,عمان-الأردن.

[3]- الطائي,زينة طلال إسماعيل,(2010)."**التنبؤ للسلاسل الزمنية باستخدام نماذج الأنماط المتماثلة مع التطبيق**", رسالة ماجستير,كلية علـوم الحاسـوب والرياضـيات ,جامعـة الموصل.

[4]- عابد,عبد القادر ,سفاريني,غازي ,خوري,هـاني, الريمـاوي,عمـر , الباشـا,سـعد, عميرة,بلال, ابو كركي,نجيب, جرار,غالب .(2008)."**أساسيات علم البيئة**",الطبعة الثالثة, دار وائل للطباعة والنشر,الجامعة الأردنية,الأردن.

[5]- علي,لطيف حميد,(1987)."**التلـوث الـصناعي**",دار الكتـب للطباعـة والنـشر,جامعـة الموصل,العراق.

[6]- فاندل، والتر (1992). "**السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية ونماذج بوكس-جنكنـز**"، تعريب عبد المرضي حامد عزام، دار المريخ للنشر، الرياض، المملكة العربية السعودية.

[7]-Abraham,B. and Ledolter,J. ,(1983-2005). "**Statistical method for Forecasting**" , Johon Wily and Sons , United States of America .

[8]-Singh,S.,(1998)."**Forecasting Using of Fuzzy Nearest Neighbour For Method**", JCIS , vol.1,PP.80-83 .

[9]-Singh,S.,(1999)."**A Long Memory Pattern Modelling and Recognition System For Financial Forecasting**" ,journal pattern Analysis and Applications,vol.2,issue 3,pp.264-273.

[10]-Singh ,S.(2000)."Pattern Modelling in Time-series Forecasting ",cyberntics and systems – An International Journal ,vol.31,pp.1-25.

[11]- Singh,S.,(2001)."**Multiple Forecasting using Local Approximation** ",the journal pattern Recognition ,vol.34,pp.443-455.

[12]- Singh,S. and Stuart,E. ,(1998)."**A Pattern Matching Tool for Forecasting** ",proc14th International Conference on pattern Recognition(ICPR'98),Brisbane ,IEEE Press,vol.1,pp.103-105.

[13]-Liu,L.M. and Hudak ,G.M.,(1992-1994)."**Forecasting and Time Series Analysis Using The SCA Statistical System** ",Volume 1,Scientific Computing Associates Crop.,Chicago.

[14]-McAtackney P. and Singh,S.,(1998)."**Dynamic Time Series Forecasting using Local Approximation** ", IEEE,pp.392-399.

[15]-Makridakis, S. WheelWright, S. and Hydman, R. (1998). **"Forecasting: Methods and Applications"**, 3rd ed., John-Wiley and Sons, New York, USA.