المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (14) 2008
ص ص [171–205]

التنبؤ بنماذج ARIMA الموسمية باستخدام طرائق التمهيد الاسي مع التطبيق

فاضل عباس الطائي* جيهاني فخري صالح الكوراني**

الملخص

تم في هذا البحث توفيق احد نماذج السلسلة الزمنية المتمثلة بنماذج $ARIMA(P,D,Q)_S$ الموسمية لمعدلات الرطوبة النسبية في الموصل للمدة من (1971-2001)، وتم التوصل الى افضل نموذج للتنبؤ وهو $ARIMA\ (2,1,4)_8$ وذلك لامتلاكه اقل قيمة للمعايير الاحصائية MSE و AIC (K).

كما تم توفيق نماذج السلسلة الزمنية الموسمية بعد اجراء التمهيد للسلسلة بثلاث طرائق وذلك بعمل برامج بنظام (Matlab) لها وهي:

Holt-Winters' Multiplicative Method, Winters' Three Parameters Exponential Smoothing Method, Holt-Winters' additive Method وتم اختيار افضل نموذج للتنبؤ للطرائق الثلاث بالاعتماد على المقاييس الإحصائية نفسها، كما تم توفيق افضل نموذج لطرائق التمهيد بعد اجراء الفروقات لكل طريقة واختيار افضل نموذج للتنبؤ بالاعتماد على المعايير الاحصائية نفسها.

The Prediction of Seasonal ARIMA Model by using Exponential Smoothing Methods with Application

ABSTRACT

The reconciliation of one of the time series models with ARIMA (P, D, Q) $_S$ seasonal to the average humidly in Mosul (1971-2001) has been carried out in this study.

* أستاذ مساعد- قسم الإحصاء والمعلوماتية- كلية علوم الحاسبات والرياضيات
** ماجستير-قسم الاحصاء والمعلوماتية-كلية علوم الحاسبات والرياضيات

تاريخ التسلم : 10 /2007/12 ——— تاريخ القبول : 21 /2008/2

Prediction It is reached to the best Models in the proportional ARIMA $(2, 1, 4)_8$, because it has the less value for statistical standard AIC (k), MSE.

The current study, also arrived at to the reconciliation of seasonal time series models after performance of introduction for series by making Programs (MATLAB) for it. The method adopted is Winters' Three Parameters Exponential (Smoothing) method, method of Holt-Winters Multiplicative and Holt-Winters Additive.

The third method chosen is the best model of prediction for every method depending on the same statistic.

Finally, in this paper the best model is reconciliated for the introduction methods after performance, the difference for every method and the choice of the best prediction of every method depending on the same statistical methods.

المقدمة:

يعد التنبؤ بالسلوك المستقبلي للسلاسل الزمنية من الموضوعات المهمة في العلوم الإحصائية و ذلك للحاجة إليه في مجالات الحياة جميعا مثل التنبؤ بالحالة الجوية و درجات الحرارة و غيرها (محمود،2005)، وان أغلب الدول تعتمد في خططها و برامجها التنموية على أسس و أساليب علمية متطورة من أجل الوصول الى نتائج أكثر فاعلية ويؤدي الإحصاء الدور الرئيسي في بناء هذه الخطط و البرامج. و قد وضع المهتمون بهذه الدراسات مجموعة من الطرائق و الأساليب الإحصائية و الرياضية للاستفادة منها في التنبؤ،وأن من أهم المشاكل التي تواجه الباحثين عند القيام بتحليل سلسلة زمنية هو مدى أستقرارية السلسلة من عدمه و الذي يمكن أن يؤثر في دقة النموذج الرياضي الذي يروم كل باحث الوصول أليه بأقل خطأ ممكن و أن موضوع الامثلية الإحصائية هو أن يختار النموذج بأقل خطأ ليساعده على أتخاذ القرار بشكل صحيح و انطلاقا من هذه الأهمية القصوى فقد ارتأينا معالجة عدم الاستقرارية في بيانات السلاسل الزمنية أولا وهو الأسلوب المتعارف عليه في معظم دراسات نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة والأسلوب الأخر هو طريقة تمهيدها (Smoothing Data) التي غالبا

ما تكون موجودة من خلال البيانات المعرفة خطوة بخطوة و التي تكون أكثر أستقرارية من البيانات القديمة (الصفاوي والطائي،2003)

و يعد موضوع التمهيد من الإجراءات الإحصائية و الاستدلالية المهمة التي تعالج التشويش أو الأخطاء العشوائية ، ويمكن تعريف التمهيد بأنه عملية صقل أو تنعيم البيانات التي فيها تشويش و هو نوع من أنواع عملية التقدير التي أثبتت نجاحها من خلال دراسة الحالات التي تعتمد أو تتغير مع الزمن .

هدف البحث :

يهدف هذا البحث الى التوصل إلى أفضل طريقة لمعالجة عدم الاستقرارية بالاعتماد على طرائق التمهيد الاسي الاتية: Holt-Winters' Multiplicative Method, Winters' Three- Parameters Exponential Smoothing Method, Holt-Winters' additive Method و بعد تحقق ذلك تم التوصل إلى أفضل نموذج للدراسة وتمت مقارنة الطرائق الثلاث مع بعضها وإجراء الفروقات من اجل التوصل إلى أفضل نموذج للتنبؤ بالقيم المستقبلية.

الاستعراض المرجعي:

يعد موضوع تمهيد البيانات إحد الإجراءات المهمة في التنبؤ ومعالجـة عـدم الاستقرارية في السلسلة الزمنية اذ ان لم نكن قادرين على تمهيد البيانات ومعالجـة عدم الاستقرارية لن نكون قادرين على اجراء التحليل الاحصائي عليها.

ويعد عالم الرياضيات Fourier اول من تطرائق الى دراسة السلاسل الزمنية عام (1807) فقد استطاع تمثيل السلسلة كمتسلسلة لانهائية لدوال معينة من الجيـب (Sine) والجيب تمام (Cosine)

وقد سمي هذا التمثيل بسلسلة فورير (Fourier Series) ،واعتمدت هذه السلسـلة في تحليل السلاسل الزمنية من قبل كل من (Schuster Stocks) عام (1906) و (Beveridge) عام (1922).

وفي عام (1998) قام الباحثون (Makridaskis, S, et.al) بدراسة طرائق التمهيد الاسي للسلاسل الزمنية،وفي العام نفسه عمل الباحثان Michael I.,Blake في موضوع التمهيد (Smoothing Fiter for Condensation) .

في عـام (2002) عمـل البـاحثون (Celia F.,Balaji V.,Les S.,Asish G.and Amar R.) ودرسوا طرائق التمهيد الاسي البسـيط وطريقـة Winters بالتطبيق على مبيعات الالبسة النسائية.

وفي عام (2003) قام العالم (Simon,2003) بدراسة طرائـق التمهيـد الاسـي وجهز صيغا لحساب المعدل والتباين بالتطبيق على سيطرة المخزون.

وفي عام (2004) قـدم البـاحثون (Celia F.,Balaji V.,Les S.,Asish G.and Amar R.) بحثاً لدراسة مقارنة التنبؤات بـين نمـوذج التمهيـد الاسـي والشبكات العصبية بالتطبيق على مبيعات الالبسة النسائية.

ان التعقيد الذي يكتنف النماذج الموسمية يبدو واضحاً في طريقة التمهيد الاسي ويأتي هذا التعقيد من وجود العوامل الموسمية واضافة العوامل الاخـرى والـذي ضمن النماذج المقترحة لتمثيل السلاسل الزمنية وخصوصا في النماذج الموسـمية الذي ابتعد عنه الكثير من الباحثين الا انه في بحثنا قد تم الاعتماد على عمل برامج بنظام MATLAB الذي سهل مهمة تنفيذ هذه النماذج والاستفادة منها بأفضل حال.

الجانب النظري

المبحث الأول:السلاسل الزمنية

اولاً: السلسلة الزمنية:

إن السلسلة الزمنية هي مجموعة من المشاهدات التي تلحق بظـاهرة معينـة خلال فترة زمنية غالباً ما تكون متساوية ومتتالية وتعرف السلسة الزمنية رياضـياً بأنها متتابعة من المتغيرات العشوائية معرفة ضـمن فضـاء الاحتماليـة متعـددة المتغيرات ومؤشرة بالدليل t والذي يعود إلى مجموعة دليلية T ويرمـز للسلسـة الزمنية عادة $\{x(t), t \in T\}$ أو اختصاراً $x(t)$ وإذا كانت t تأخذ قيماً مسـتمرة فان السلسلة الزمنية تسمى "مستمرة الزمن"ويرمز لها بـ $\{x(t), -\infty \le t \le \infty\}$ أو $x(t)$ أما إذا كانت t تأخذ قيماً متقطعة $t = 0, \mp 1, \mp 2, \ldots$ فان السلسلة الزمنية تسمى متقطعة الزمن"ويرمز لها بـ $\{x(t), t = 0 \mp 1, \mp 2, \ldots\}$ أو $\{x(t)\}$.

ثانياً: استقرارية السلسلة الزمنية Stationary Time Series

إن رسم السلسلة الزمنية في الفترة $[t,t+h]$ قد يكون في بعـض الأحيـان مطابقاً لرسم السلسلة في فترة أخرى $[s,s+h]$ وهذا يدل على ان هناك تجانسـا في سلوك السلسلة على الرغم من الاختلاف الزمني في سلوك السلسـلة والـذي يسمى استقرارية Stationary.

يمكن أن نقول للسلسلة الزمنية أنها مستقرة اعتماداً على الرسم البياني للمشاهدات إذا كان لها وسط حسابي وتباين ثابت خال من التأثيرات ويقال أنها مسـتقرة عنـد تحقيق الشروط الآتية:

1) ثبوت الوسط الحسابي $E(Y_t)=\mu$
2) ثبوت قيمة التباين $Var(Y_t)=\sigma^2$
3) امتلاك السلسلتين Y_{t+k},Y_t على ارتباط وتباين معتمد على الإزاحـة k فقط $\gamma_k=E[(Y_t-\mu)(Y_{t+k}-\mu)]$ اذ يعتمـد علـى القيمـة المطلقة لـ k فقط $k=1,2,\dots,m$ ويمكن التحقق أيضـا باسـتخدام دوال الارتباط الذاتي من خلال استخدام مقياس مربع كاي.

$$\chi^2_{(m-1)}=n\sum_{k=1}^{m}\rho_k^2 \qquad ...(1)$$

اذ أن m :هي اكبر مدة ارتداد زمني وعادة تساوي $(n/2)$ اذ تقارن قيمة مربع كاي المحسوبة مع الجدولية فإذا كانت القيمة معنوية فان ذلك يشير إلى أن البيانات غير مستقرة،أما إذا كانت غير معنوية فان ذلك يشير إلى أن البيانات مستقرة.

ثالثاً: النماذج الموسمية للسلاسل الزمنية Seasonal Time Series Models

النماذج الموسمية للسلاسل الزمنية هي النماذج اللاموسمية نفسـها مضـافاً إليها S للدلالة على أن السلسلة موسـمية Seasonal ويقـال للسلسـلة الزمنيـة موسمية إذا كانت تعيد نفسها بفترة زمنية ثابتة ويمكن تمييز السلاسـل الموسـمية المستقرة من خلال معاملات الارتباط الذاتي التي تكون معنوية لكل فتـرة زمنيـة

ثابتة كأن تكون (4,8,12,...) ولكن في حالة السلاسل غير المسـتقرة فـالتمييز يكون صعباً لأنه يختلط مع الاتجاه العام للبيانات لذلك يجب تحويلها إلـى سلاسـل مستقرة أولا ثم البحث عن الشكل الموسمي فيها.(فاندل،1992)

أما النماذج الملائمة لتمثيل السلاسل الزمنية المستقرة وغير المستقرة الموسمية فهي:

1) نموذج الانحـدار الـذاتي الموسـمي Seasonal Auto Regressive Model

من الأوائل الذين قاموا بدراسة نماذج السلاسل الزمنية هو Yule فـي عـام 1926 اذ قام بدراسة نموذج الانحدار الذاتي AR(P) وكمل Walker فـي عـام 1931طريقه إلى النموذج العام لنماذج الانحدار الذاتي.

يقال للنموذج انه نموذج انحدار ذاتي موسمي من الرتبة P إذا حقق الصيغة الاتية:

$$Y_t = C + \varphi_s Y_{t-s} + \varphi_{2s} Y_{t-2s} + \cdots + \varphi_{Ps} Y_{t-Ps} + a_t \qquad \ldots (2)$$

حيث أن:S تمثل فترة الموسم.

2) نموذج الأوساط المتحركة الموسمي

Seasonal Moving Average Model

في عام (1937) قام الباحـث Stutzky بدراسـة نمـاذج المتوسـطات المتحركة MA(q) فالصيغة العامة لهذا النمـوذج مـن الرتبـة (q) واختصـاراً MA(q) اذ اطلق على النموذج انه نموذج متوسطات متحركة موسمي من الرتبـة Q اذا حقق الصيغة الآتية:

$$Y_t = C + a_t - \theta_s a_{t-s} - \theta_{2s} a_{t-2s} - \cdots - \theta_{Qs} a_t - Q_s \qquad \ldots (3)$$

3) نموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة الموسمي

Seasonal Auto Regressive Moving Average Model

اكمل الباحث Wold ايجاد النموذج بشكل مخـتلط عـام 1938 اذ قـام بتطوير هذين النموذجين وسماهما بنموذجي الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة Auto-Regressive Mixed Moving Average Models (ARMA) اذ يمثل هذا النموذج خليطاً من نموذج الانحدار الذاتي ونموذج المتوسطات المتحركة ويرمز له باختصار ARMA(p,q) والصيغة العامة له هي:

$$Y_t = C + \varphi_s Y_{t-s} + \cdots + \varphi_{ps} Y_{t-ps} + a_t - \theta_s a_{t-s} - \cdots - \theta_{qs} a_{t-qs} \quad ...(4)$$

4) **نموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة الموسمي التكاملية:**

The Seasonal Integrated Auto Regressive Moving Average Model

ويرمز لهذا النموذج بالرمز ARIMA مـن الرتبـة $(P,D,Q)_s$ اذ أن السلاسـل الزمنية الموسمية غير المستقرة يمكن تحويلها إلى سلاسل مستقرة عن طريق اخـذ الفرق الموسمي الأول حسب المعادلة $W_t = Y_t - Y_{t-s}$ ويكتب النموذج بالشـكل الاتي:

$$\phi_P\left(B^s\right)\left(1-B\right)_s^D Y_t = \theta_Q\left(B^s\right)a_t \quad ... (5)$$

حيث أن :

$$\phi_P\left(B^s\right) = 1 - \varphi_s B^s - \varphi_{2s} B^{2s} - \cdots - \varphi_{Ps} B^{Ps}$$
$$\theta_Q\left(B^s\right) = 1 - \theta_s B^s - \theta_{2s} B^{2s} - \cdots - \theta_{Qs} B^{Qs}$$

وتستخدم النماذج اعلاه لتمثيل السلاسل الزمنية التي تعيد نفسها كل فتـرة زمنيـة معينة وتسمى بالموسم طولها S .

المبحث الثاني:التمهيد الاسي الموسمي

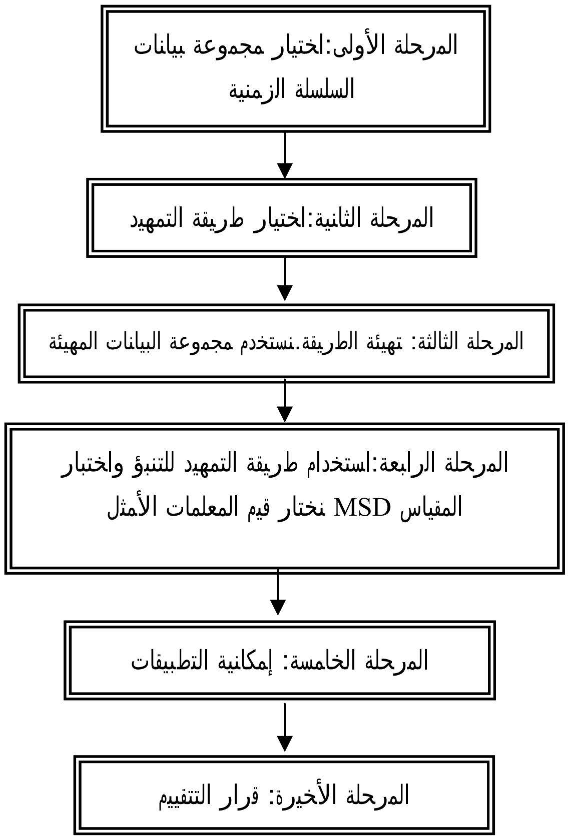
اولاً: المقدمة :

تسلك العديد من السلاسل الزمنيـة للظـواهر الاجتماعيـة والاقتصـادية والطبيعية ...الخ سلوكاً موسمياً اذ تتكرر حالات الزيادة والنقصان في قـيم تلـك الظواهر التي تعيد نفسها ضمن سقف زمني محدد يدعى بالموسم ولم تغفل النماذج التي بنيت لتمثل تلك السلاسل واستخداماتها في التنبـؤ المسـتقبلي ذلـك السـلوك الموسمي وضرورة معالجته على الرغم من التعقيدات التي اكتنفت تلك النمـاذج اذ برزت فيها المعالم الموسمية فضلا عن المعالم الاعتيادية الأمـر الـذي أدى إلـى صعوبات في تقديرها وخصوصاً في الحالات غير الخطية .

لقد صنف Pegels(1969) طرائق التمهيد الاسي الذي يتضمن طرائق مختلفة اذ ان كل طريقة تصنف كـي تكـون مناسـبة للسلسـلة، ولقـد وسـع (2002)

Hyndman مؤخراً هذا التصنيف بحيث تضمن اتجاها مضـافا أمـا ان تكـون السلسلة لاموسمية او موسمية مضافة أو موسمية مضاعفة (Tylor,2003)

ويمكن أن نوضح خوارزمية طرائق التمهيد للتنبؤ وفق المخطـط الانسـيابي الآتي:-



الشكل (1):يبين مراحل طرائق التمهيد للتنبؤ

ثانياً: التمهيد الاسي للسلاسل الزمنية الموسمية:

Exponential Smoothing for Seasonal time Series

إن طرائق التنبؤ باستخدام التمهيد الاسي للسلاسل الزمنية غيـر الموسـمية، تكون غير ملائمة للسلاسل الموسمية والتي قد توجد في بعض الحالات الجوية مثل معدلات الرطوبة النسبية والأمطار وامثلة اخرى والتي لابد من معالجتها بطرائق تنبؤ خاصة بالسلاسل الموسمية وبما أن هذه الطرائق عديدة سنختار طرائق التنبـؤ

الأكثر ملائمة والتي تكون ملاءمة للسلاسل الموسمية وسميت ان هذه الطرائق بهذه التسمية وذلك لإعطاء المشاهدات السابقة أوزانا ذات قيم غير متساوية ما دامت هذه الأوزان تتناقص أسيا من نقاط البيانات الأكثر حداثة ولهذا سميت طريقـة التنبـؤ بطريقة التمهيد الاسي.

المبحث الثالث:طرائق التمهيد

<u>اولا :</u> طريقة ونترس للتمهيد الاسي ذات المعلمات الثلاث

Winter's Three Parameter Exponential Smoothing Model

هذه الطريقة تعتمد على ثلاث معادلات للتمهيد وهي (عامل التعديل الموسـمي- الاتجاه-الموسمية) فيكون نموذج ونترس الموسمي والاتجاهي بالصيغة الاتية:

$$F_{t+M} = (l_t + b_t)S_{t-S+M} \qquad \dots (6)$$

ويدعى النموذج (6) بالنموذج الموسمي المضاعف (Multiplicative Seasonal Model).

حيث أن :

l_t :هي عامل التعديل الموسمي .

b_t :هي مكونات الاتجاه للسلسلة للفترة t .

M :طول مسافة التنبؤات لـ F_{t+M} حيث أن $M = 1,2,\dots$.

S_{t-S+M}:هي التمهيد الموسمي للفترة $t+M$.

F_{t+M} : تمثل التنبؤ الى الفترة القادمة M .

ولتكوين معادلة تنبؤ لونترس يتطلب توفير ثلاثة مركبات كما مبين وفق المعادلات الآتية:

نبدأ أولا بحساب عامل التعديل الموسمي للسلسلة Seasonal adjustment factor كما في المعادلة الآتية:

$$l_t = \alpha (Y_t / S_{t-S}) + (1-\alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \qquad \dots (7)$$

وبعد حساب عامل التعديل الموسمي نبدأ بحساب الاتجاه العام للسلسلة باستخدام المعادلة الآتية:

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \quad \dots (8)$$

وان هذه المعادلة تحسب اتجاه السلسلة لتمهيد الفرق بين l_{t-1}, l_t وهذه تقديرات من فترة الى اخرى Period-to-Period لتغير (الاتجاه) في Y_t .

ومن ثم نبدأ بحساب المركب الثالث لمعادلة ونترس وكما في المعادلة الاتية التـي توضح حساب تمهيد المركب الموسمي S_t.

$$S_t = \gamma(Y_t / l_t) + (1-\gamma)S_{t-S} \quad \dots (9)$$

وهذا العامل الموسمي محسوب للدورة القادمة للتنبؤ.

وبتعويض المركبات الثلاث وفق المعادلة (10) التي تمثل معادلة ونترس.

$$F_{t+M} = (l_t + b_{t.M})S_{t-S+M} \quad \dots (10)$$

حيث أن : l_t: تستعمل لتوليد التنبؤات F_{t+M}. وأن :

Y_t :هي قيمة الطلب الحقيقي في نهاية الفترة t .

α :هي ثابت التمهيد يستعمل لـ l_t حيث أن $(0 < \alpha < 1)$.

l_t :هي عامل التعديل الموسمي للتمهيد في نهاية t.

β :هي ثابت التمهيد لحساب الاتجاه b_t حيث أن $(0 < \beta < 1)$.

b_t :هي قيمة تمهيد الاتجاه خلال الفترة t .

S_{t-S} :هي تمهيد (المركب) الموسمي S للفترة الماضية.

s :طول الدورة الموسمية (مثلا خمسة شهور -12 شهراً-52 أسبوعا)

γ :ثابت التمهيد لحساب المركب الموسمي في الفترة t حيث أن $(0 < \gamma < 1)$.

S_t:هي تمهيد المركب الموسمي في نهاية الفترة t،

M:هي طول المسافة لتنبؤات الـ F_{t+M} .

ايجاد القيم الاولية لطريقة ونترس للتمهيد الاسي ذات المعلمات الثلاث:

ان هذه الطريقة تحتاج لايجاد القيم الاولية لعامل التعديل الموسـمي l_t والاتجـاه (Trend) b_t والمركب الموسمي S_t للبدء بالخوارزمية ،وكما في الشكل الاتي: (Makridakis, et al.,1983)

$$l_{s+1} = Y_{s+1} \qquad \dots (11)$$

حيث أن: s هي طول الموسمية

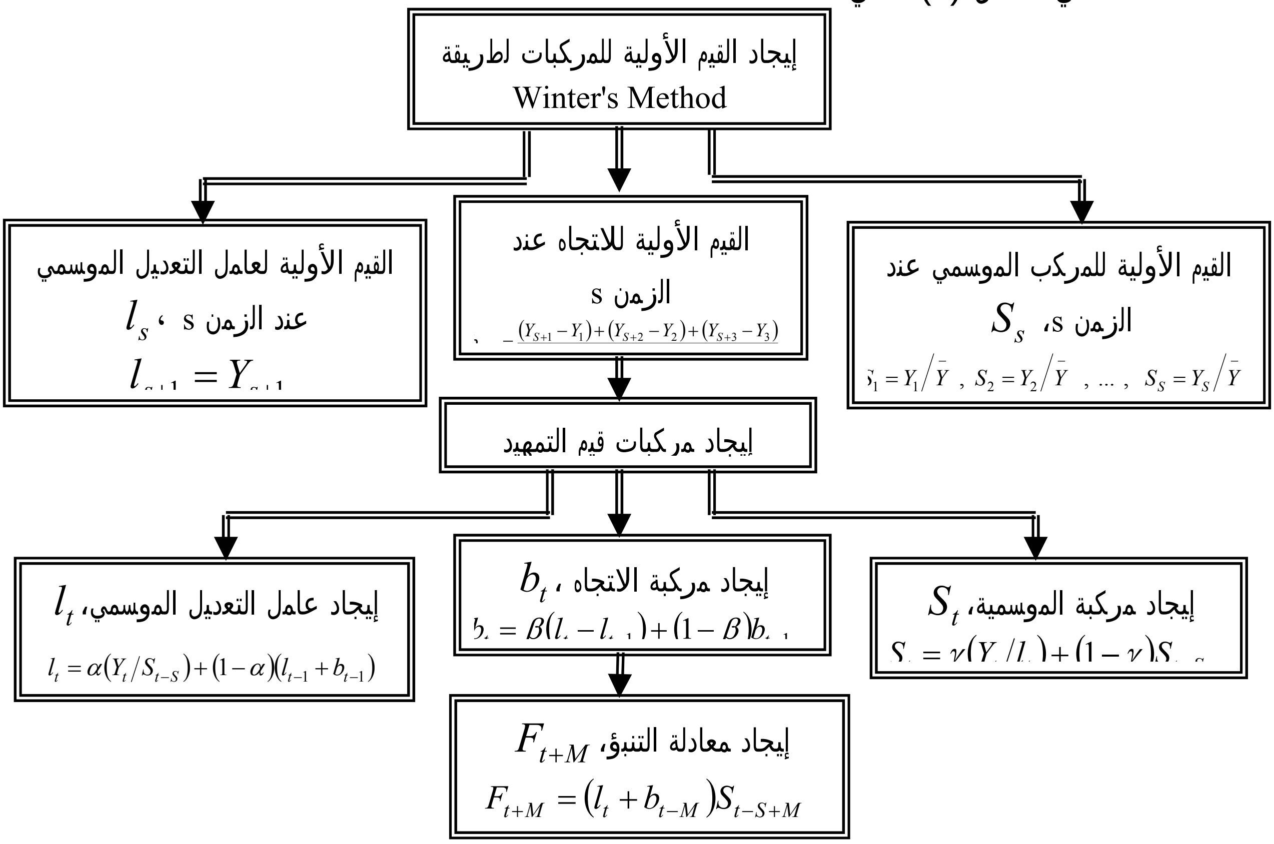
$$S_1 = Y_1 / \bar{Y} \ , \ S_2 = Y_2 / \bar{Y} \ , \ \dots \ , \ S_S = Y_S / \bar{Y} \qquad \dots (12)$$

حيث أن :

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^{S} Y_i}{S}$$

$$b_{S+1} = \frac{(Y_{S+1} - Y_1) + (Y_{S+2} - Y_2) + (Y_{S+3} - Y_3)}{3(S)} \qquad \dots (13)$$

ولصعوبة تطبيق هذه الطريقة لتفرعاتها الموسمية والاتجاهيـة وعامـل التعـديل الموسمي والذي ابتعد عنه الكثير من الباحثين فقد تم عمل خوارزمية كما هو مبين في الشكل (2) الآتي:



الشكل (2):يمثل خوارزمية طريقة ونترس للتمهيد الاسي ذات المعلمات الثلاث

Winters Three Parameter Exponential Smoothing Model

<u>ثانياً:</u> طريقة هولت ونترس الموسمية المضاعفة

Holt- Winter's Multiplicative Seasonality Method

إن طرائق التمهيد الاسي تتعامل تقريباً مع أي نوع مـن البيانـات مادامـت البيانات غير موسمية،أما إذا كانت البيانات تظهر الاتجاه الخطي فنستخدم طريقـة Holt's Linear لكن إذا كانت البيانات موسمية فان هـذه الطرائـق لاتسـتطيع معالجة المشكلة لوحدها، اذ إن طريقة Holt وسـعها الباحـث Winters(1960) لكي تأخذ بنظر الاعتبارالموسمية.وان طريقة Holt-Winters تستند الـى ثـلاث معادلات للتمهيد وان هذه الطريقة هي مشابهة لطريقة Holt's مع معادلـة واحـدة إضافية للتعامل مع الموسمية،ففي الحقيقة هناك طريقتـان مختلفتـان لـ Holt-Winter's بالاعتماد على اسلوب نمذجة الموسمية ويكون بطريقة خطية (مضافة) Additive او بطريقة غير خطية (مضـاعفة)Multiplicative. (Tylor,2003)

ولتكوين معادلة التنبؤ لطريقة Holt-Winter's Multiplicative يتطلب ثلاثـة مركبات لقيم التمهيد وهي مركبة عامل التعديل الموسمي l_t والاتجاه b_t والمركب الموسمي S_t وتكون بالشكل الاتي:

$$\text{Seasonal adjustment Factor} \quad \frac{Y_t}{S_{t-S}} + (1-\alpha)(l_{t-1}+b_{t-1}) \qquad ...(14)$$

في هذه المعادلة يقسم العامل الاول على عدد الموسمية S_{t-s} وذلك لغرض تقليـل الموسمية في Y_t. وهذا التعديل يمكن ان يوضح عندما تكـون S_{t-s} اكبـر مـن الواحد والذي يظهر عندما تكون قيمة الفتـرة $t-s$ اكبـر مـن المعـدل فـي الموسمي،وعند قسمة Y_t على هذا العدد الذي يكون اكبر من الواحد سوف يعطـي قيمة مشابهه الى القيمة الأصلية بعد تنسيبها مساوية الى الكميـة الناتجـة مـن ان الموسمي للفترة $t-s$ اعلى من المتوسط.اما التعديل المضاد فانه يظهـر عنـدما يكون عدد s الموسمي اقل من الواحد ويلاحظ بانه يتم استخدام قيمـة S_{t-s} فـي هذه التعديلات بسبب ان S_t لايمكن حسابها الى ان يتم معرفة قيمة l_t مـن هـذه المعادلة.

حيث ان :

s :هي طول الموسمية(مثلاً عدد الشهور أو الربيعات (Quarters)في السنة).

l_t :تمثل عامل التعديل للسلسلة.و b_t :تمثل الاتجاه.و S_t :تمثل المركب الموسـمي وان $0<\alpha<1$

والمعادلة الاتية تمثل تمهيد الاتجاه للسلسلة:

$$Trend \qquad b_t=\beta(l_t-l_{t-1})+(1-\beta)b_{t-1} \qquad ...(15)$$

حيث ان : $0<\beta<1$

ومعادلة المركب الموسمي تكون كالآتي:

$$Seasonal \qquad S_t=\gamma\frac{Y_t}{l_t}+(1-\gamma)S_{t-S} \qquad ...(16)$$

حيث ان : $0<\gamma<1$

وتمثل هذه المعادلة الأوزان التي تعطى الى عامل الموسمية المحسوبة حديثاً مـع γ وعدد الموسمية الحالي المقابل الى نفس الموسم مع $(1-\gamma)$،ويلاحظ ان عامل الموسمية الأولى يحسب للفترة $t-s$ مادامت s تمثل طول الموسم،وهذه المعادلة قابلة للمقارنة مع دليل الموسمي الذي تم ايجاده كقيمة الى القيمة الحالية للسلسلة Y_t مقسوم على قيمة التمهيد المفردة للسلسلة l_t،فاذا كان Y_t اكبر من l_t تكون النسبة اكبر من الواحد وعلى العكس تكون النسبة اقل من الواحد.

ومن المهم فهم ان l_t في هذه الطريقة هي قيمة تمهيد(متوسط)الى السلسلة ،أي انها مكافئة الى القول ان السلسلة معدّلة موسمياً.

اما معادلة التنبؤ لهذه الطريقة فهي بالشكل الاتي:

$$Forecast \qquad F_{t+M}=(l_t+b_t M)S_{t-S+M} \qquad ...(17)$$

حيث ان :

F_{t+M} : تمثل التنبؤ الى الفترة القادمة M .و M :تمثل طول مسـافة التنبـؤات الـ F_{t+M} .

S_{t-S+M} :هي تمهيد المركب الموسمي للفترة $t+M$.

ايجاد القيم الاولية لطريقة Holt-Winter's Multiplicative

ان كل طرائق التمهيد الاسي تحتاج الى القيم الأولية للمركبات للبدء بالخوارزميـة ولإيجاد تنبؤ طريقة Holt-Winters Multiplicative نحتاج الى القـيم الأوليـة للمستوى (Level) l_t،والاتجاه (Trend) b_t والمركب الموسمي S_t.حيث نحتاج على الاقل الى بيانات موسم كامل (s period) لذلك نقوم باعطاء قيم اولية الى المستوى والاتجاه عند الزمن S حسب الصـيغة الاتيـة: (Makridakis,et al.,1998)

$$l_S = \frac{1}{S}\left(Y_1 + Y_2 + \cdots + Y_S\right) \qquad \ldots (18)$$

نلاحظ ان هذه المعادلة هي متوسط متحرك من الرتبة S ،حيث نتخلص بذلك من الموسمية في البيانات.

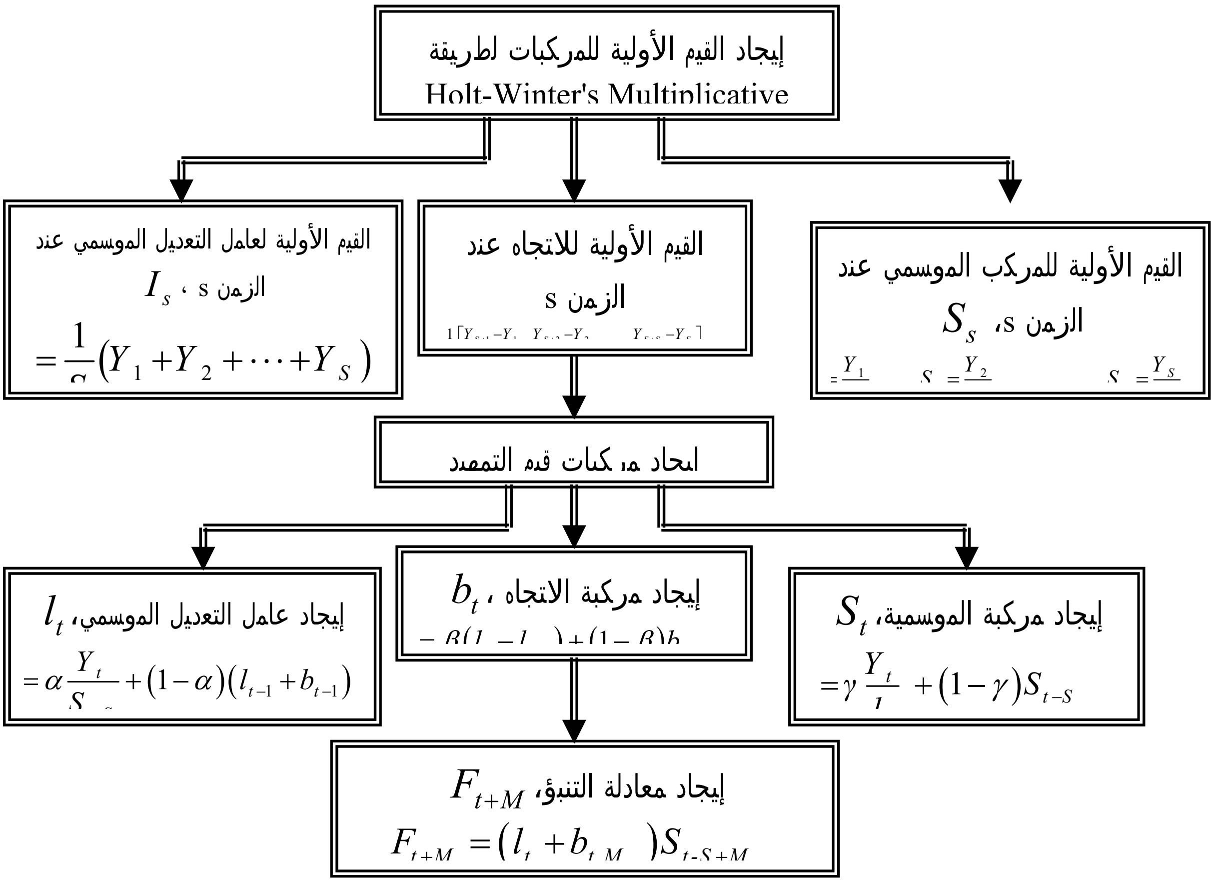
اما لغرض اعطاء قيم اولية الى الاتجاه،من الملائم اخـذ موسـمين كـاملين (2S Period) وحسب الصيغة الاتية:

$$b_S = \frac{1}{S}\left[\frac{Y_{S+1} - Y_1}{S} + \frac{Y_{S+2} - Y_2}{S} + \cdots + \frac{Y_{S+S} - Y_S}{S}\right] \qquad \ldots (19)$$

ويلاحظ ان كل حد من حدود هذه المعادلة هو تقدير الاتجاه على موسم كامل ، اذ ان التقدير الاولي الى b_S يعطى كمتوسط الى S من الحـدود، وأخيـرا فـان المركب الموسمي يتم اعطاؤه قيماً اولية باستخدام النسبة الى اول مجموعة بيانـات الى متوسط اول سنة وحسب الصيغة الاتية:

$$S_1 = \frac{Y_1}{L_S} \;,\; S_2 = \frac{Y_2}{L_S} \;,\; \ldots \;,\; S_S = \frac{Y_S}{L_S} \qquad \ldots (20)$$

وكذلك الحال في هذه الطريقة فقد تم عمل خوارزمية لها ومن ثم عمل برنامج لهـا بنظام Matlab كما هو مبين في الملحق (A)،لاحظ من المخطط الاتـي ان هـذه الطريقة تختلف عن طريقة ونترس للتمهيد الاسي ذات المعلمـات الـثلاث بـالقيم الأولية للمركبات وكما هو مبين في الشكل (3) الآتي:



الشكل (3):يمثل خوارزمية طريقة هولت ونترس المضاعف
Holt-Winter's Multiplicative Method

ثالثـاً: طريقـة هولـت ونتـرس المضـاف Holt-Winter's Additive Seasonality

تم استخدام هذه الطريقة على الرغم من انها قليلة الشيوع، ويتطلـب تكـوين معادلة التنبؤ معرفة ثلاثة مركبات لقيم التمهيد وهي مركبة عامل التعديل الموسمي l_t والاتجاه b_t والمركب الموسمي S_t وتكون بالشكل الاتي :

Seasonal adjustment Factor $= \alpha(Y_t - S_{t-S}) + (1-\alpha)(l_{t-1} + b_{t-1})$ ...(21)

Trend $b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1}$ ...(22)

$$Seasonal\ S_t=\gamma(Y_t-l_t)+(1-\gamma)S_{t-S} \quad ...(23)$$

$$Forecast\ F_{t+M}=l_t+b_{tM}+S_{t-S+M} \quad ...(24)$$

لاحظ أن معادلة (22) تتشابه مع معادلة (15) والفرق الوحيد في بقية المعـاملات هو ان عامل الموسمية وفق هذه الطريقة يضاف ويطرح بـدلاً مـن ان يضـرب ويقسم.

ايجاد القيم الاولية لطريقة Holt-Winter's additive

ان القيم الأولية لـ l_S و b_S هي نفسها الخاصة بالموسمية المضاعفة الموضحة في المعادلتين (18) ،(19) على التوالي: (Makridakis, et al.,1998)

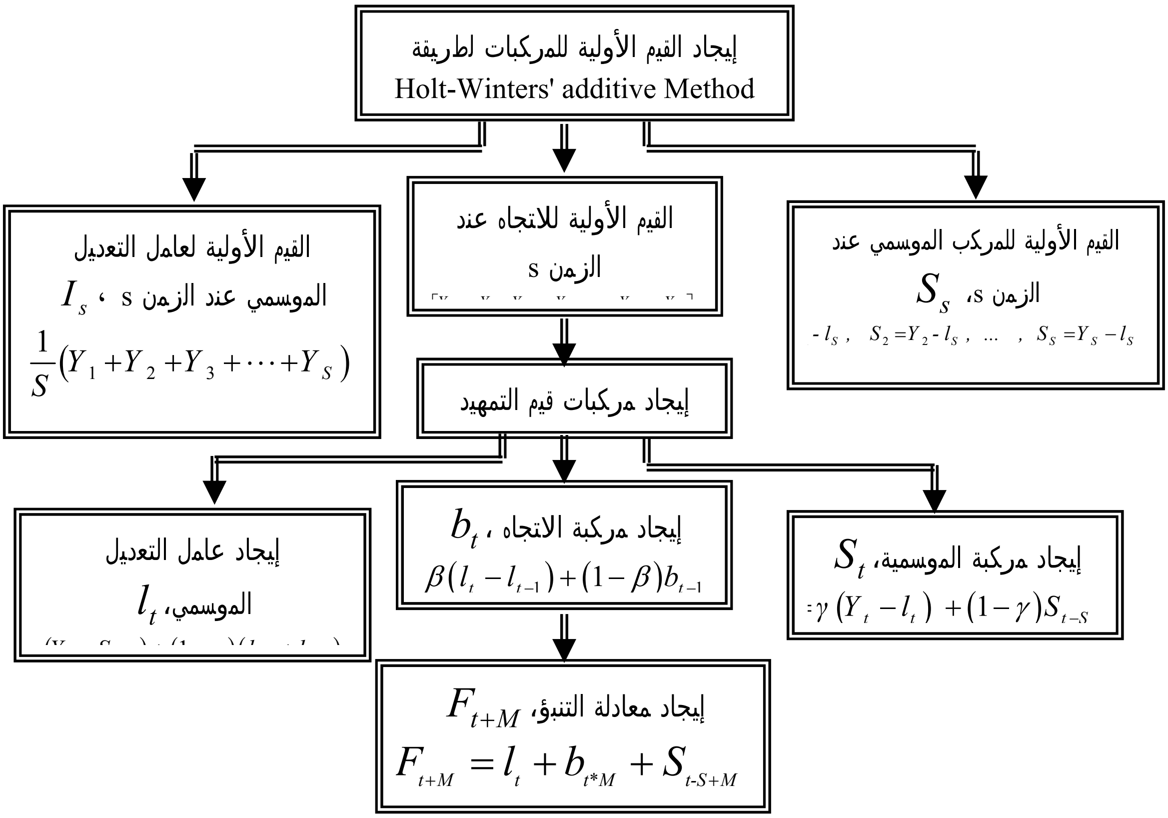
$$l_S=\frac{1}{S}\left(Y_1+Y_2+Y_3+\cdots+Y_S\right)$$

$$b_S=\frac{1}{S}\left[\frac{Y_{S+1}-Y_1}{S}+\frac{Y_{S+2}-Y_2}{S}+\cdots+\frac{Y_{S+S}-Y_S}{S}\right]$$

اما فيما يخص العوامل الموسمية فانها تحسب وفق المعادلة الاتية: (Tylor,2003)

$$S_1=Y_1-l_S\ ,\quad S_2=Y_2-l_S\ ,\quad \ldots\quad ,\quad S_S=Y_S-l_S \quad ...(25)$$

ولصعوبة تطبيق هذه الطريقة ايضا فقد تم عمل خوارزمية لها ومن ثم عمل برنامج لها بنظام Matlab كما هو في الملحق (A) ويلاحظ من المخطط ان هذه الطريقـة تختلف عن الطريقة الاولى والثانية بالقيم الاولية للمركبات ومعادلة التنبؤ اذ ان القيم الاولية للمركب الموسمي تختلف كثيرا عن المركب الموسمي في الطرائق الاخرى وكما هو مبين في الشكل (4).



الشكل (4):يمثل خوارزمية طريقة هولت ونترس
Algorithm of Holt-Winters' additive

المبحث الرابع:الجانب التطبيقي

1. المقدمة :

تم في هذا المبحث تطبيق الجانب النظري على البيانات لغرض التنبؤ بـالقيم المستقبلية وقد تم الحصول على البيانات المستخدمة من الهيئة العامة للأنواء الجوية والرصد الزلزالي.وتمثل البيانات سلسلة معدلات الرطوبة النسبية (Y) وذلك لمـا لها من اهمية في حياتنا وخاصة الانسان والنبات وكانت البيانات شهرية لهذه الفترة من سنة (1971-2001) وان اولى خطوات تحليل بيانات السلسلة الزمنية هو رسم

المشاهدات على المحور العمودي وعنصر الزمن على المحور الافقي وان الرسـم سوف يبين الخصائص المهمة للسلسلة الزمنية كما هو مبين في الشكل (5).

ويتضح من الشكل (5) ان السلسلة الزمنية للرطوبة النسبية غيـر مسـتقرة وانهـا متذبذبة بصورة غير منتظمة ولمزيد من الدقة في معرفة استقرارية البيانـات تـم استخدام مقياس مربع كاي حسب المعادلة (10) في هذا البحث وقـد كانـت قيمـة مقياس مربع كاي المحسوبة $2439.336 = \left(\chi^2\right)$ وعند مقارنته بقيمة مقيـاس كاي الجدولية نجد انها معنوية مما يشير كذلك الى عدم استقرارية السلسلة الزمنية.

يتبين من رسم دالة الارتباط الذاتي لسلسلة الرطوبة النسبية وجود اثـار موسـمية مقدارها (8) اشهر وكما مبين في الشكل (6).

2. توفيق افضل نموذج لنماذج SARIMA(P,D,Q) الموسمية:

ان طريقة Box-Jenkins من الطرائق الشائعة الاستخدام ذات الكفاءة العالية في توفيق السلاسل الزمنية التي تعكس سلوك السلسلة الزمنية ان كانت موسمية او غير موسمية. ولتوفيق افضل نموذج من نماذج السلاسل الزمنية للرطوبة النسـبية تم استخدام معيارين:

أ-معيار اكاكي Akaike's Information Criteria (AIC) :

على فرض ان نموذجاً احصائياً يحوي (k) من المعالم.يمثل بيانـات ظـاهرة معينة واستناداً الى خواص النموذج الملائم،فان العالم [(Akaike (1973,1974)] اقترح معياره المستخدم والمسمى (AIC) الذي يعني (Akaike's Information Criteria) والمعرف كما ياتي:

$$AIC(k) = n \ln \sigma_{\varepsilon}^2 + 2k \qquad \dots (26)$$

حيث ان (k) :تمثل عدد المعالم في النموذج،و σ_{ε}^2 تبـاين الخطـأ و n عـدد المشاهدات،فلمعرفة أفضل نموذج نختار اقل قيمـة للمعيـار AIC(k) ،وقـد اعتمدت على هذا المعيار لكونه اكثر واوسـع المعـايير اسـتخداماً وملاءمـة للبيانات (الطائي ،2003).

ب- معيار متوسط مربعات الخطأ(MSE):

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left(Y_t - \hat{Y}t\right)^2}{n-(k+1)} \qquad \dots(27)$$

حيث ان : n : تمثل عدد المشاهدات.و k :تمثل عدد المعلمات.و Y_t :تمثل قيم المشاهدة و $\hat{Y}_t$:تمثل القيم بعد إجراء التمهيد للبيانات. وكلما كانت قيمة (MSE) صغيرة كان النموذج المستخدم يمثل البيانات احسن تمثيل.

3. توفيق افضل نموذج لسلسلة الرطوبة النسبية :

باستخدام نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المختلطة المتكاملـة $ARIMA(P,D,Q)_s$ تم توفيق افضل نماذج حيث تـم اختيـار افضـل نمـوذج بالاعتماد على قيمتي المعيارين AIC(K) وMSE ويتبين من النتائج الموجودة في الجدول (1) ان النموذج $ARIMA(2,1,4)_s$ هو افضل نموذج لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين AIC(K) وMSE ويمكن كتابة النموذج بعد تقدير معلماته (بالاعتمـاد على نظام Minitab 13)وكما في المعادلة (28) فان النموذج هو كالاتي:

$$Y = -0.51002 - 1.5350Y_{t-8} - 0.9516Y_{t-16} + a_t + 0.6351a_{t-8} - 0.5209a_{t-16} - 0.9463a_{t-24} - 0.1136a_{t-32} \qquad \dots(28)$$

الجدول (1): يبين معيار AIC(K) وMSE لنماذج $ARIMA(P,D,Q)_s$ لمعدلات الرطوبة.

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(1,1,1)s	58.1	978.91	ARIMA(1,2,2)s	80.1	1057.98	ARIMA(3,1,3)s	57.2	983.17
ARIMA(1,1,2)s	58.2	981.33	ARIMA(1,2,3)s	63.4	1003.87	ARIMA(3,1,4)s	57.1	984.75
ARIMA(1,1,3)s	56.7	977.06	ARIMA(1,2,4)s	63.8	1007.38	ARIMA(4,1,1)s	58.0	984.50
ARIMA(1,1,4)s	58.2	985.33	ARIMA(1,2,5)s	64.4	1011.62	ARIMA(4,1,2)s	57.4	985.01
ARIMA(1,1,5)s	58.1	986.91	ARIMA(2,2,1)s	76.5	1046.94	ARIMA(4,1,3)s	56.0	980.08
ARIMA(2,1,1)s	58.3	981.74	ARIMA(2,2,2)s	72.2	1035.06	ARIMA(4,1,4)s	55.6	980.36
ARIMA(2,1,2)s	58.5	984.56	ARIMA(2,2,3)s	62.9	1003.97	ARIMA(4,1,5)s	56.5	986.21
ARIMA(2,1,3)s	56.9	979.91	ARIMA(2,2,4)s	59.6	993.03	ARIMA(5,1,1)s	58.8	989.97
ARIMA(2,1,4)s	55.7	976.79	ARIMA(2,2,5)s	56.9	983.91	ARIMA(5,1,2)s	62.2	1005.28
ARIMA(2,1,5)s	58.1	988.91	ARIMA(3,2,1)s	81.1	1062.96	ARIMA(5,1,3)s	58.1	990.91
ARIMA(3,1,1)s	58.4	984.15	ARIMA(3,2,2)s	70.6	1031.68	ARIMA(5,1,4)s	55.9	983.65
ARIMA(3,1,2)s	57.0	980.33	ARIMA(3,2,3)s	62.9	1005.97	ARIMA(1,2,1)s	85.8	1072.48
ARIMA(3,2,4)s	60.2	997.44	ARIMA(4,2,2)s	71.4	1036.39	ARIMA(4,2,5)s	60.2	1001.44
ARIMA(3,2,5)s	61.8	1005.73	ARIMA(4,2,3)s	77.0	1056.51	ARIMA(5,2,1)s	68.3	1025.73
ARIMA(4,2,1)s	109.6	1137.24	ARIMA(4,2,4)s	60.5	1000.63	ARIMA(5,2,2)s	67.4	1024.55
ARIMA(5,2,3)s	64.8	1017.11	ARIMA(5,2,4)s	56.4	985.79			

4. التنبؤ بالرطوبة النسبية باستخدام طرائق التمهيد الاسي الموسمي:

نبدأ اولاً بتحديد القيم الاولية للمعلمات (α,β,γ) ويتم ذلك عـن طريـق تصغير متوسط مربعات انحراف أخطاء التنبؤ (MSD)، وتشمل هـذه العمليـة تجربة جميع التوافيق الممكنة والبالغ عددها (1028) لكل طريقة لهـذه المعلمـات على معادلة التنبؤ بالسلسلة الموسمية واستخراج (MSD) في كل مرة ثم اخذ قيم (α,β,γ) معاً التي تعطي اقل (MSD)اذ انه كلما كانت قيمة (MSD) اقـل دل على دقة التمهيد وصحته.

$$MeanSquaredDeviation \qquad MSD=\frac{\sum_{t=1}^{n}(Y_t-\hat{Y}_t)^2}{n}$$

حيث ان (Y_t) تمثل قيم المشاهدة و $(\hat{Y}_t)$ تمثل القيم بعد اجراء التمهيد للبيانات و (n) تمثل عدد المشاهدات.

والجدول الاتي يبين التنبؤ بطرائق التمهيد الاسي الموسمي مع قيم المعلمات المثلى التي تم اختيارها بالاعتماد على معيار MSD.

الجدول (2):يوضح التنبؤ بطرائق التمهيد الموسمي المستخدمة لسلسلة الرطوبة النسبية مع قيمة المعلمات المعتمدة

MSD	قيم المعلمات المثلى			طرائق التمهيد المعتمدة
	γ	β	α	
61.7601	0.1	0.02	0.5	Winters Method
70.1447	0.2	0.01	0.2	Holt-Winters Multiplicative
65.2238	0.2	0.1	0.2	Holt-Winters Additive

فالتنبؤ باستخدام طرائق التمهيد الاسي الموسمي يتضمن ثلاثة طرائق للتمهيد وهي:

<u>اولاً:</u> نموذج ونترس (للتمهيد الاسي ذي المعلمات الثلاث)

Winter's Three Parameter Exponential Smoothing Model

تتضمن هذه الطريقة ثلاث معادلات للتمهيد وهي معادلة عامل التعديل الموسمي (I_t) المرقمة(7) ومعادلة الاتجاه b_t المرقمة (8) ومعادلة الموسمية (S_t) المرقمة (9) والتنبؤ بالقيم المستقبلية (F_{t+M}) كما في المعادلة (10) وهنا نأخذ $(M=1)$ وبالتطبيق على سلسلة الرطوبة النسبية وذلك بعد الحصول على قيم المعلمات التي تم اختيارها بالاعتماد على معيار MSD فهذه المعلمات هي $\alpha = 0.5, \beta = 0.02, \gamma = 0.1$ كما مبينة في الشكل (7) في الصفحة (22).

1-1 لتوفيق افضل نموذج من نماذج $ARIMA(P,D,Q)_s$ بعد اجراء التمهيد على البيانات تم الاعتماد على المعيارين AIC(K) وMSE في اختيار افضل نموذج ويتبين من الجدول (3) ان النموذج $ARIMA(4,0,0)_s$ هو افضل نموذج لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين (AIC(k)) والمعيار (MSE) ويمكن تعريف هذا النموذج وبعد تقدير معلماته باستخدام البرمجيات الجاهزة (Minitab) فتكون النموذج كما في المعادلة (29) ويكون النموذج بالشكل الاتي:

$$Y_t = 0.6482 + 0.3598\, Y_{t-8} + 0.2946\, Y_{t-16} + 0.1123\, Y_{t-24} + 0.2194 Y_{t-32} + a_t \quad \ldots (29)$$

جدول (3):يبين قيمة معيار AIC(k) و MSE لنماذج $ARIMA(P,D,Q)_s$ بعد اجراء التنبؤ بطريقة ونترس

MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,0,1)s	126.7	1164.03
ARIMA(0,0,2)s	87.8	1078.01
ARIMA(0,0,3)s	76.2	1046.006
ARIMA(0,0,4)s	67.8	1019.97
ARIMA(0,0,5)s	60.6	995.03
ARIMA(1,0,0)s	57.2	973.17
ARIMA(2,0,0)s	45.8	921.82
ARIMA(3,0,0)s	44.5	916.91
ARIMA(4,0,0)s	43.1	911.24
ARIMA(5,0,0)s	43.2	913.80

2-1 وفي حالة اذا اخذنا الفروقات First Difference على معـدلات الرطوبـة النسبية بعد اجراء الـ Smoothing بطريقة ونترس فاننا سـوف نحصـل علـى نموذج افضل بالاعتماد على المعيـارين ((AIC(k)) و (MSE) وكـان النمـوذج $ARIMA(3,1,5)_s$ هو افضل لامتلاكه اقل المعيارين .

$$Y_t = -0.55366 - 1.7224\, Y_{t-8} - 0.6009\, Y_{t-16} + 0.1315\, Y_{t-24} + a_t + 0.1577\, a_{t-8} - 0.8006\, a_{t-16} - 1.0088\, a_{t-24} + 0.1441\, a_{t-32} + 0.0205\, a_{t-40} \quad \ldots (30)$$

كما هو موضح في الجدول (4) الاتي :-

الجدول (4) :يبين قيمة معيار ((AIC(k) و (MSE) لنماذج $ARIMA(P,D,Q)_s$
بعد إجراء First Difference بطريقة Winters.

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,1,1)s	41.72	897.43	ARIMA(5,1,2)s	38.92	892.76	ARIMA(2,1,5)s	37.59	884.41
ARIMA(0,1,2)s	40.93	894.84	ARIMA(5,1,3)s	37.75	887.43	ARIMA(3,1,1)s	43.62	914.12
ARIMA(0,1,3)s	39.82	890.24	ARIMA(1,2,1)s	50.2	943.84	ARIMA(3,1,2)s	38.49	886.09
ARIMA(0,1,4)s	39.19	888.42	ARIMA(1,2,2)s	48.6	938.06	ARIMA(3,1,3)s	39.25	892.78
ARIMA(0,1,5)s	40.14	896.16	ARIMA(1,2,3)s	41.45	901.87	ARIMA(3,1,4)s	38.19	888.21
ARIMA(0,2,1)s	65.1	1004.22	ARIMA(1,2,4)s	40.77	899.90	ARIMA(3,1,5)s	37.17	883.72
ARIMA(0,2,2)s	48.7	936.56	ARIMA(1,2,5)s	41.32	905.12	ARIMA(4,1,1)s	43.16	913.57
ARIMA(0,2,3)s	47.7	933.58	ARIMA(2,2,1)s	93.3	1094.59	ARIMA(4,1,2)s	38.8	890.02
ARIMA(0,2,4)s	48.4	939.07	ARIMA(2,2,2)s	47.9	936.58	ARIMA(4,1,3)s	40.77	903.90
ARIMA(0,2,5)s	48.6	942.06	ARIMA(2,2,3)s	40.55	898.60	ARIMA(4,1,4)s	38.07	889.46
ARIMA(1,1,1)s	40.77	893.90	ARIMA(2,2,4)s	40.51	900.37	ARIMA(2,1,5)s	37.59	884.41
ARIMA(1,1,2)s	40.9	896.67	ARIMA(2,2,5)s	39.51	896.37	ARIMA(4,2,3)s	43.87	921.49
ARIMA(1,1,3)s	39.23	888.66	ARIMA(3,2,1)s	67.8	1019.97	ARIMA(4,2,4)s	40.07	901.75
ARIMA(1,1,4)s	39.53	892.49	ARIMA(3,2,2)s	45.04	923.81	ARIMA(4,2,5)s	42.76	919.34
ARIMA(1,1,5)s	38.03	885.21	ARIMA(3,2,3)s	40.03	897.51	ARIMA(5,2,1)s	45.91	930.40
ARIMA(2,1,1)s	46.3	926.43	ARIMA(3,2,4)s	43.92	921.76	ARIMA(5,2,2)s	42.82	915.68
ARIMA(2,1,2)s	38.9	886.63	ARIMA(3,2,5)s	37.99	888.95	ARIMA(5,2,3)s	42.87	917.96
ARIMA(2,1,3)s	38.4	885.53	ARIMA(4,2,1)s	45.59	926.72	ARIMA(5,2,4)s	40.03	903.51
ARIMA(2,1,4)s	39.35	893.39	ARIMA(4,2,2)s	43.87	919.49	ARIMA(5,1,1)s	40.05	897.63
ARIMA(4,1,5)s	37.71	889.18	ARIMA(4,2,3)s	43.87	921.49			

ثانياً: طريقة هولت- ونترس الموسمي المضاعف :

Holt-Winters Multiplicative Seasonality

تتضمن هذه الطريقة ثلاث معادلات للتمهيد وهـي معادلـة عامـل التعـديل الموسمي (I_t) المرقمة (14) ومعادلة الاتجاه b_t المرقمة (15) ومعادلة الموسمية (S_t) المرقمة (16) ولايجاد تنبؤ هذه الطريقة نحتاج الى القـيم الاوليـة لعامـل التعديل الموسمي (I_s) والاتجاه (b_s) والمركـب الموسـمي (S_s) كمـا فـي المعادلات (18)،(19)،(20) وعلى التوالي. والتنبؤ بـالقيم المسـتقبلية للرطوبـة النسبية (F_{t+M}) كما في المعادلة (17) حيث ان $M=1$ وتم عمل برنامج يولد بلغة $(Matlab)$كما في الملحق B في البرنامج رقـم (1) لإيجـاد ذلـك بعـد الحصول على قيم معلمات التمهيد $\gamma=0.2, \beta=0.01, \alpha=0.2$ فـان قـيم

المركبات (عامل التعديل الموسمي -الاتجاه-الموسمية) كما مبينة في الشـكل (8) في الصفحة (22).

1-2 لتوفيق أفضل نموذج من نماذج $ARIMA(P,D,Q)_s$ بعـد اجـراء التنبـؤ باستخدام التمهيد على البيانات ايضاً تم الاعتماد على نفس المعيـارين ((AIC(k) و (MSE) في اختيار افضل نموذج ويتبين من النتائج الموجودة في الجـدول (5) ان النموذج $ARIMA(0,0,5)_s$ هو افضل نموذج وتم تقدير معلماتـه باسـتخدام نظام(Minitab 13) كما هو مبين في المعادلة ادناه:

$$Y_t = 56.645 - 0.6634a_{t-8} - 0.8878a_{t-16} - 0.5644a_{t-24} -0.9652a_{t-32} - 0.1817a_{t-40} + a_t \quad ... (31)$$

الجدول (5) :يبين قيمة معيار AIC(k) لنماذج $ARIMA(P,D,Q)_s$
بعد إجراء التنبؤ بطريقة Holt-Winters Multiplicative

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,0,1)s	185	1254.88	ARIMA(1,0,4)s	106.6	1130.58	ARIMA(2,0,4)s	134.5	1188.37
ARIMA(0,0,2)s	86.2	1073.60	ARIMA(1,0,5)s	82	1069.61	ARIMA(2,0,5)s	94.8	1106.42
ARIMA(0,0,3)s	145.1	1200.58	ARIMA(2,0,0)s	124.7	1162.21	ARIMA(3,0,0)s	126.6	1167.84
ARIMA(0,0,4)s	66.1	1013.88	ARIMA(2,0,1)s	127.5	1169.54	ARIMA(3,0,1)s	125.5	1167.75
ARIMA(0,0,5)s	61.7	999.34	ARIMA(2,0,2)s	135.8	1186.68	ARIMA(3,0,4)s	147.2	1212.03
ARIMA(1,0,0)s	155.7	1213.50	ARIMA(4,0,3)s	137.3	1195.32	ARIMA(3,0,5)s	103.3	1129.03
ARIMA(1,0,1)s	152.2	1210.04	ARIMA(4,0,5)s	115.7	1158.24	ARIMA(4,0,0)s	134.7	1184.73
ARIMA(1,0,2)s	116	1146.86	ARIMA(5,0,0)s	114.2	1147.10	ARIMA(4,0,1)s	135.7	1188.50
ARIMA(1,0,3)s	106.3	1127.90	ARIMA(2,0,3)s	131.4	1180.77	ARIMA(4,0,2)s	126.6	1173.84

2-2 وإذا اخذنا الفروقات Difference على معدلات الرطوبة النسـبية بعـد اجراء التمهيد بطريقة Holt-Winters Multiplivative فاننا سوف نحصل على نموذج افضل واكثر استقرارية من السابق أي ان $ARIMA(0,2,2)_s$ هو افضـل نموذج لامتلاكه اقل معيار AIC(k) والذي يساوي(881.21) واقل قيمة (MSE) والتي تساوي (38.67) والجـدول (3) يبـين المعيـارين AIC(k) وMSE وان معادلة النموذج هي بالشكل الاتي:

$$Y_t = -0.32990 - 1.4635a_{t-8} + 0.4952a_{t-16} + a_t \quad .. (32)$$

الجدول (6) :يبين معيار AIC(k) لنماذج ARIMA(P,D,Q)s

بعد اجراء الفروقات Second Difference

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,1,1)s	114.1	1138.89	ARIMA(5,1,2)s	120.2	1163.39	ARIMA(2,1,2)s	117.7	1152.35
ARIMA(0,1,2)s	108.6	1129.04	ARIMA(5,1,4)s	119.7	1166.39	ARIMA(2,1,3)s	119.9	1158.79
ARIMA(0,1,3)s	108.8	1131.48	ARIMA(1,2,1)s	77.3	1047.44	ARIMA(2,1,4)s	162.8	1234.20
ARIMA(0,1,4)s	107.1	1129.70	ARIMA(1,2,2)s	71.5	1030. 72	ARIMA(2,1,5)s	99.3	1117.55
ARIMA(0,1,5)s	56.7	979.06	ARIMA(1,2,3)s	70.5	1029 .34	ARIMA(3,1,1)s	113.5	1143.63
ARIMA(0,2,1)s	51.1	946.10	ARIMA(1,2,4)s	59.4	990.23	ARIMA(3,1,2)s	174.5	1248.86
ARIMA(0,2,2)s	38.67	881.21	ARIMA(1,2,5)s	70.8	1034.36	ARIMA(3,1,3)s	116.8	1154.51
ARIMA(0,2,3)s	49.8	943.92	ARIMA(2,2,1)s	166.2	1233.16	ARIMA(3,1,4)s	86.7	1084.98
ARIMA(0,2,4)s	43.07	911.07	ARIMA(2,2,2)s	133.5	1182.58	ARIMA(3,1,5)s	84.7	1081.38
ARIMA(0,2,5)s	80.6	1063.47	ARIMA(2,2,3)s	61.7	999.34	ARIMA(4,1,1)s	122.2	1163.35
ARIMA(1,1,1)s	113.2	1138.99	ARIMA(2,2,4)s	48.9	945.54	ARIMA(4,1,2)s	126.7	1174.03
ARIMA(1,1,2)s	90.9	1088.34	ARIMA(2,2,5)s	54.8	974.88	ARIMA(4,1,3)s	124.9	1172.60
ARIMA(1,1,3)s	130.2	1176.57	ARIMA(3,2,1)s	121.7	1160.37	ARIMA(4,1,4)s	127	1178.60
ARIMA(1,1,4)s	136.4	1189.74	ARIMA(3,2,2)s	111.1	1140.50	ARIMA(2,1,2)s	117.7	1152.35
ARIMA(1,1,5)s	53.8	968.46	ARIMA(3,2,3)s	65.8	1016.78	ARIMA(2,1,3)s	119.9	1158.79
ARIMA(2,1,1)s	112.6	1139.72	ARIMA(3,2,4)s	52.8	965.96	ARIMA(2,1,4)s	162.8	1234.20
ARIMA(2,1,5)s	99.3	1117.55	ARIMA(4,2,2)s	110	1140.11	ARIMA(4,2,5)s	71.7	1043.39
ARIMA(3,2,5)s	81.5	1072.14	ARIMA(4,2,3)s	131	1184.04	ARIMA(5,2,1)s	118.6	1158.18
ARIMA(4,2,1)s	125.2	1169.17	ARIMA(4,2,4)s	164.4	1240.55	ARIMA(5,2,2)s	130.6	1183.31
ARIMA(5,2,3)s	78.2	1062.22	ARIMA(4,1,5)s	104.2	1133.11	ARIMA(5,1,1)s	122.4	1165.75
ARIMA(5,2,4)s	90.2	1098.48						

<u>ثالثاً:</u> طريقة هولت - ونترس الموسمي المضاف Holt-Winters Additive Seasonality:

هذه الطريقة تختلف عـن طريقـة Holt-Winters Mulitplicative لان المركب الموسمي نضيف اليه ونطـرح منـه بـدلاً مـن ان نأخـذ النـواتج والنسب.وهذه الطريقة ايضاً تتضمن ثلاث معادلات للتمهيد وهي: معادلـة عامـل التعديل الموسمي $\left(I_s\right)$ المرقمة (21) ومعادلـة الاتجـاه $\left(b_s\right)$ المرقمـة (22) ومعادلة الموسمية $\left(S_t\right)$ المرقمة (23) ولايجاد التنبؤ بطريقـة Holt-Winters Additive نحتاج الى القيم الاولية لعامل التعديل الموسمي $\left(I_s\right)$ والاتجـاه $\left(b_s\right)$ والمركب الموسمي $\left(S_s\right)$ كما في المعـادلات الاتيـة (18)،(19)،(20) وعلـى التوالي.اما التنبؤ بالقيم المستقبلية للرطوبة النسبية $\left(F_{t+M}\right)$ المرقمة في المعادلـة (24) حيـــث ان $M=1$ وبأخــــذ قـــيم المعلمـــات المثلـــى

$\gamma = 0.2, \beta = 0.1, \alpha = 0.2$ وكما مبينة في الشكل (10) وبالاعتماد على معيار MSD وباستخدام البرنامج الثاني الذي تم عمله بلغة $(MATLAB)$ كما هو مبين في الملحق A في البرنامج رقم (2).

2-1 وبالاعتماد على المعيارين AIC(k) و MSE تم توفيق افضل نموذج من نماذج $ARIMA(P,D,Q)_s$ بعد اجراء التمهيد على البيانات ومن الجدول (7) تم اختيار افضل نموذج وكان $ARIMA(0,0,4)_s$ هو افضل نموذج بالصيغة الاتية:

$$Y_t = 57.535 - 0.5010\, a_{t-8} - 0.8417\, a_{t-16} - 0.430\, a_{t-24} - 0.8574\, a_{t-32} + a_t \quad \ldots (33)$$

الجدول (7) :يبين معيار AIC(k) وMSE لنماذج $ARIMA(P,D,Q)_s$ بعد اجراء التنبؤ بطريقة Holt-Winters Additive

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,0,1)s	191.2	1262.79	ARIMA(1,0,4)s	120.1	1159.19	ARIMA(4,0,1)s	143.5	1201.984
ARIMA(0,0,2)s	93.9	1094.13	ARIMA(1,0,5)s	98.5	1113.61	ARIMA(4,0,2)s	144.5	2401.17
ARIMA(0,0,3)s	144	1198.75	ARIMA(2,0,0)s	134.4	1180.19	ARIMA(5,0,0)s	124.1	2326.12
ARIMA(0,0,4)s	77.3	1051.44	ARIMA(2,0,1)s	135.3	1183.79	ARIMA(5,0,2)s	115.4	2295.23
ARIMA(0,0,5)s	78	1055.61	ARIMA(2,0,2)s	143.4	1199.75	ARIMA(5,0,3)s	121.5	2321.95
ARIMA(1,0,0)s	161.9	1222.87	ARIMA(3,0,1)s	125	1166.79	ARIMA(5,0,4)s	142	2398.79
ARIMA(1,0,1)s	158.9	1220.38	ARIMA(3,0,3)s	130.7	1181.49	ARIMA(2,0,3)s	141	2387.4
ARIMA(1,0,2)s	136.1	1185.21	ARIMA(3,0,4)s	127.3	1177.17	ARIMA(2,0,4)s	158.8	2446.46
ARIMA(1,0,3)s	127.2	1170.98	ARIMA(4,0,0)s	139.8	1193.65	ARIMA(2,0,5)s	108.9	2267.4
						ARIMA(3,0,0)s	134.4	2360.39

2-2 وفي حالة اذا اخذنا الفروقات على معدلات الرطوبة النسبية بعد اجراء الـ Smoothing بطريقة Holt-Winter's Additive فاننا سنحصل على نموذج افضل بالاعتماد على المعيارين ((AIC(k)) و (MSE) وكان النموذج $ARIMA(0,2,1)_s$ هو افضل لامتلاكه اقل المعيارين كما في الجدول (8) وان النموذج كما في المعادلة (34) الاتية:

$$Y_t = -0.51556 - 0.9695\, a_{t-8} + a_t \quad \ldots (34)$$

الجدول (8) :يبين معيار((AIC(k) و (MSE) بعد إجراء التنبؤ بطريقة -Holt Winter's Additive

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,1,1)s	131.8	2347.01	ARIMA(1,2,1)s	84.8	2137.34	ARIMA(3,1,1)s	118.5	2301.95
ARIMA(0,1,2)s	123	2315.84	ARIMA(1,2,2)s	66.8	2024.81	ARIMA(3,1,2)s	103.9	2240.84
ARIMA(0,1,3)s	122.3	2315.10	ARIMA(1,2,3)s	85.1	2143.03	ARIMA(3,1,3)s	121	2315.97
ARIMA(0,1,4)s	120.7	2310.78	ARIMA(1,2,4)s	77.7	2101.37	ARIMA(3,1,5)s	88.3	2168.75
ARIMA(0,1,5)s	78.9	2108.72	ARIMA(1,2,5)s	88.9	2168.005	ARIMA(3,1,1)s	118.5	2301.95
ARIMA(0,2,1)s	58.9	1960.40	ARIMA(2,2,1)s	181.2	2503.80	ARIMA(3,1,2)s	103.9	2240.84
ARIMA(0,2,2)s	61.2	1980.79	ARIMA(2,2,2)s	138	2375.08	ARIMA(3,1,3)s	121	2315.97
ARIMA(0,2,3)s	60	1973.28	ARIMA(2,2,3)s	103	2236.66	ARIMA(3,1,5)s	88.3	2168.75
ARIMA(0,2,4)s	61.3	1985.57	ARIMA(2,2,4)s	78.3	2107.06	ARIMA(4,1,1)s	134.5	2364.75
ARIMA(0,2,5)s	63.6	2005.25	ARIMA(2,2,5)s	66.7	2032.09	ARIMA(4,1,2)s	126.4	2336.93
ARIMA(1,1,1)s	125.7	2326.27	ARIMA(3,2,1)s	122.4	2317.50	ARIMA(4,1,3)s	126.3	2338.55
ARIMA(1,1,2)s	96.8	2202.87	ARIMA(3,2,2)s	123.4	2323.40	ARIMA(4,1,4)s	139.5	2388.27
ARIMA(1,1,3)s	182.4	2508.97	ARIMA(3,2,3)s	90.4	2176.03	ARIMA(4,1,5)s	101.1	2235.73
ARIMA(1,1,4)s	154.8	2432.22	ARIMA(3,2,4)s	101	2231.25	ARIMA(4,2,1)s	119.8	2309.19
ARIMA(1,1,5)s	78	2105.22	ARIMA(3,2,5)s	76.9	2102.40	ARIMA(4,2,2)s	135.9	2371.72
ARIMA(2,1,1)s	125.9	2329.03	ARIMA(5,1,1)s	130.1	2350.78	ARIMA(4,2,3)s	130	2352.41
ARIMA(2,1,2)s	125.5	2329.50	ARIMA(5,1,2)s	100.5	2228.87	ARIMA(4,2,4)s	100.8	2232.30
ARIMA(2,1,3)s	127.9	2340.59	ARIMA(5,1,3)s	92.6	2191.57	ARIMA(4,2,5)s	64.4	2019.25
ARIMA(2,1,4)s	105.8	2251.54	ARIMA(5,1,2)s	100.5	2228.87	ARIMA(5,2,3)s	118.2	2308.74
ARIMA(2,1,5)s	105.6	2252.63	ARIMA(5,2,2)s	118.8	2309.17	ARIMA(5,2,4)s	145.6	2410.81
ARIMA(5,2,1)s	120.7	2314.78						

5. اختيار أفضل نموذج ARIMA(P,D,Q) الموسمية:

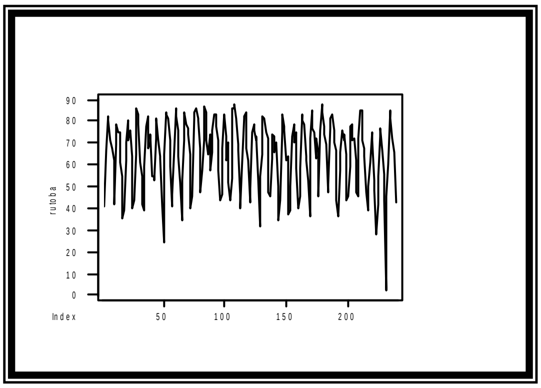
بمقارنة أفضل نموذج من نماذج السلسلة الزمنية بنماذج $ARIMA(P,D,Q)_S$ بأفضل نموذج بعد المعالجات بإجراء التمهيـد لهـا بـالطرائق الـثلاث (-Holt (Winters Multiplicative,Holt-Winters Additive, Winters-Method والجدول الاتي يبين لنا أفضل نموذج من نماذج ARIMA(P,D,Q) الموسـمية بعد المعالجات لطرائق التمهيد الثلاث قبل وبعد اجـراء الفروقـات Difference عليها وبالاعتماد على معيار AIC(k) تكون بالشكل الاتي:

الجدول (9):يوضح نماذج ARIMA(P,D,Q) الموسمية لطرائق التمهيد الثلاثة
قبل وبعد اجراء الفروقات مع معيار اكاكي

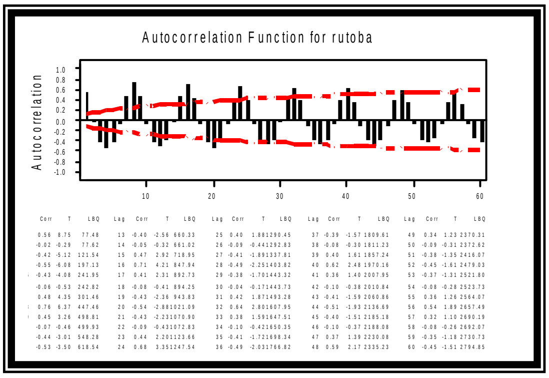
طرائق التمهيد المعتمدة	قبل اجراء الفروقات Difference	معيار MSE	معيار AIC(k)	بعد اجراء الفروقات Difference	معيار MSE	معيار AIC(k)
Holt-Winters Multiplicative	**$ARIMA(0,0,5)_S$**	**61.7**	**1990.69**	**$ARIMA(0,2,2)_S$**	**38.67**	**1760.43**
Holt-Winters Additive	**$ARIMA(0,0,4)_S$**	**77.3**	**2096.89**	**$ARIMA(0,2,1)_S$**	**58.9**	**1960.40**
Winters Method	**$ARIMA(4,0,0)_S$**	**43.1**	**1816.49**	**$ARIMA(3,1,5)_S$**	**37.17**	**1753.44**
معدلات الرطوبة النسبية للمعالجة الأولى				**$ARIMA(2,1,4)_S$**	**55.7**	**1943.59**

يتبين لنا من هذا الجدول ان افضل نموذج بعد اجـراء التمهيـد هـو نمـوذج SARIMA(4,0,0) أي ان طريقة ونترس هي افضل طريقة لامتلاكها اقل قيمـة لمعيار اكاكي التي تساوي (1816.49) ومعيار MSE هي (43.1).

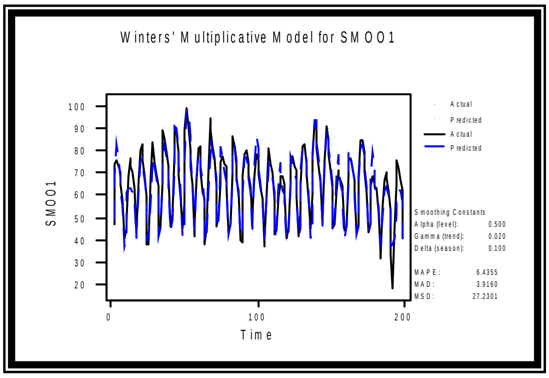
والنتائج التي تم الحصول عليها تبين اهمية وكفاءة اجراء التمهيد للبيانات بطرائقـه الثلاث وللدقة اكثر في اختيار كفاءتها وذلك بعد اجراء التمهيـد لهـا تـم اجـراء الفروقات عليها وكما مبين من الجدول (9) تم اختيار افضل نموذج بعـد اجـراء التمهيـد بطريقـة ونتـرس للتمهيـد الاسـي ذات المعلمـات الـثلاث وهـو SARIMA(3,1,5) ولتعاملنا مـع النمـاذج نختـار افضـل نمـوذج للدراسـة SARIMA(0,2,2) وذلك لقلة معلماته وسهولة تطبيقه.



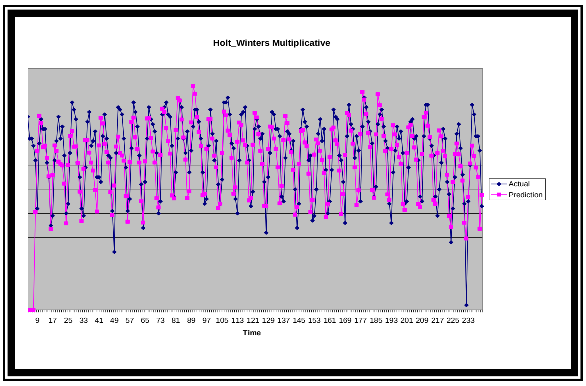
الشكل (5): الرسم الزمني لسلسلة معدلات الرطوبة النسبية



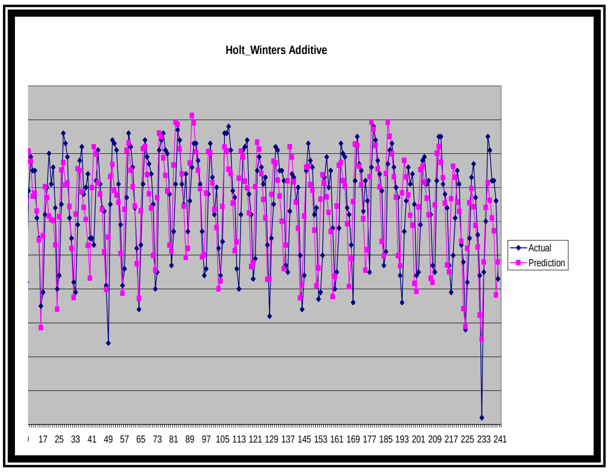
الشكل (6): دالة الارتباط الذاتي لسلسلة الرطوبة النسبية



الشكل (7): يمثل رسم القيمة التنبؤية مع القيمة الحقيقية لمعدلات الرطوبة النسبية بطريقة Winter's Three Parameter Exponential Smoothing Model



الشكل (8): يمثل رسم القيمة التنبؤية مع القيمة الحقيقية لمعدلات الرطوبة النسبية بطريقة Holt-Winters Multiplicative



الشكل (9): يمثل رسم القيمة التنبؤية مع القيمة الحقيقية لمعدلات الرطوبة النسبية بطريقة Holt-Winters Additive

الاستنتاجات والتوصيات

1. **الاستنتاجات:**

تم التوصل من خلال الدراسة الى الاستنتاجات الآتية:

1. ان سلسلة معدلات الرطوبة النسبية كانت سلاسل زمنية غير مستقرة.
2. وجود تأثيرات موسمية في سلسلة معدلات الرطوبة النسبية مقـدارها (8) اشهر.
3. ان النموذج الملائم لسلسلة معدلات الرطوبة النسبية بعـد معالجـة عـدم الاستقرارية هو نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة الموســمية $ARIMA(2,1,4)_8$ لامتلاكــه اقــل قيمــة للمعيــارين (MSE=55.7) و (AIC(k)=1943.59).
4. بعد إجراء التمهيـد بطريقـة ونتـرس Winters Three Parameters Exponential Smoothing Model تبين ان:

أ-افضل نموذج هو نمـوذج $ARIMA(4,0,0)_8$ لامتلاكـه اقـل قيمـة للمعيارين (AIC(k)=1816.49) و (MSE=43.1) ويعد هذا النموذج هو افضل نموذج للدراسة بالمقارنة مع المعالجة الاولى كما في النقطة (3) حيث ان قيمة المعايير الاحصائية لها اقل بكثير من النقطة (3).

ب-بعد إجراء الفروقات بطريقـة Winters-Method كـان النمـوذج الافضـل هـو $ARIMA(3,1,5)_8$ لامتلاكـه اقـل قيمـة للمعيـارين (AIC(k)=1753.44) و(MSE=37.17) وبمقارنتـه مـع الفقـرة (أ) نلاحظ ان معيار AIC(k) اقل بكثير مما يدل على حسن معالجة استقرارية البيانات وحسن اجراء التمهيد.

5. بعد إجراء التمهيد بطريقـة Holt-Winters Multiplicative Method تبين ان:

أ-افضل نموذج بعـد اجـراء التمهيـد Smoothing بطريقـة Holt-Winters Multiplicative قبل اجراء الفروقـات Difference هـو

نموذج $_8$ARIMA(0,0,5) لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين (MSE=61.7) و (AIC(k)=1990.69).

ب-كان أفضل نموذج بعد اجـراء الفروقـات Difference لطريقـة Holt-Winters Multiplicative هـو نمـوذج $_8$ARIMA(0,2,2) لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين (MSE=38.67) و (AIC(k)=1760.43) وبالمقارنة مع الفقرة (أ) نلاحظ ان قيمة الكاكي قد قلت مما يـدل علـى حسن المعالجة بعد اجراء الفروقات للبيانات.

6. بعد إجراء التمهيد بطريقة Holt-Winters Additive Method تبـين ان:

أ-افضل نموذج هو نموذج $_8$ARIMA(0,0,4) لامتلاكـه اقـل قيمـة للمعيارين (MSE=77.3) و(AIC(k)=2096.89).

ب-كان أفضل نموذج بعد اجراء الفروقـات لطريقـة Holt-Winters Additive هو نموذج $_8$ARIMA(0,2,1) لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين (MSE=58.9) و (AIC(k)=1960.40) وبمقارنتـة مـع الفقـرة (أ) نلاحظ انها قد حسنت المعالجة.

وهذه النتائج في النقاط اعلاه تؤكد على حسن المعالجة لعـدم الاسـتقرارية بطرائق التمهيد فضلا عن ذلك فقد تحسن النموذج بعد اجراء الفروقات لـه ايضاً مما يدل على صحة اجراء التمهيد.

7. إن اختيار النموذج الملائم للدراسة يعتمد اولاً علـى معـايير AIC(k),MSE وثانياً على خبرة الباحث وحكمه فقد يظهر ان هنالك اكثر من نموذج يلائـم البيانات ،لذا فالنموذج الملائم للدراسة هو:

أ-بعد إجراء التمهيد بطريقة Winters Method فان افضل نمـوذج هـو SAR(4).

ب-بعد إجراء التمهيد بطريقة Holt-Winters Multiplicative Method وبعد اجراء الفروقات فان افضل نموذج هو SARIMA(0,2,2).

2. التوصيات:

1. نوصي بإجراء المعالجة بالاعتماد على طرائق التمهيد الاسـي الموسـمي لغرض معالجة عدم الاستقرارية للطرائـق الـثلاث 1. Winters Three Parameter Exponential Smoothing Model .2 Holt-Winters Multiplicative .3 Holt-Winters additive Method.

2. نوصي بدراسة طرائق التمهيد الاسي الانتقالي الناعم Smooth Transition Exponential Smoothing

3. نوصي بإجراء المعالجة بالاعتماد على طرائق التمهيد الاسي .

4. نوصي باستخدام نظام MATLAB لتسهيل العملية للتمهيد.

المصادر

1. الصفاوي، صفاء يونس والطائي، فاضل عباس (2003): "**طرائق معالجة عدم الاستقرارية لبعض بيانات السلاسل الزمنية بالتطبيق على انتاج الذرة الصفراء في العراق للفترة من (1949-1989)**"، مجلة تنمية الرافدين، العدد 73.
2. فاندل، والتر (1992) "**السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية ونماذج بوكس-جينكنز**"، تعريب عبد المرضي حامد عزام، دار المريخ للنشر، الرياض، المملكة العربية السعودية.
3. محمود، اسيل سمير محمد (2005) "**مقارنة بين طرائق تحليل وتنبؤ السلاسل الزمنية وتطبيقها على مبيعات الشركة العامة لتوزيع كهرباء بغداد**"، اطروحة دكتوراه غير منشورة ، كلية الادارة والاقتصاد، جامعة بغداد، العراق.
4. Celia F., Balaji V. Les S. , Asish G.& Amar R., (2004) "**Afuzzy Foreca-sting Model for Women's Casual Sales**", International Journal of Clothing Science and Technology 15(2), 107-125, (2004).
5. Makridaskis, S. Wheel Wright, S. and McGee, E. (1983) "**Forecasting: Methods and Applications**", 2^{nd} ed., John Wiley and Sons, New York, USA.

6. Makridaskis, S. Wheel Wright, S. and Hyndman, R. (1998) " **Forecasting: Methods and Applications**", 3rd ed., Jhon-Wiely and Sons, New York, USA.
7. Simon Shaw (2003) "**Exponential Smoothing Example**", s.c.shaw@maths.bath.ac.uk, 2003/04 semester II.
8. Taylor, J. W. (2003) "**Exponential Smoothing with a Damped Multiplicative Trend**", International Journal of Forecasting, Vol. 19, Pp. 715-725.

ملحق -A-

البرنامج (1): يتضمن طريقة هولت ونترس المضاعف لحساب القيم الاولية للمركبات ومعادلة التنبؤ لمعدلات الرطوبة النسبية لمدينة الموصل

```
%Holt -Winters multiplicative method
%Alpha,Beta and Gamma are smoothing constants
%S,b and L are initial values
%F(t+M) is prediction equation
%MSD1 is mean square division
clear
clc
kkk
 s=8؛
tall=240؛
M=1؛
S=zeros(s,1);
b=zeros(tall,1)؛
l=zeros(tall,1)؛
bs=0؛
F=zeros(tall+M,1)؛
l(s)=sum(Y(1:s))/s؛
    for i=1:s
    bs=bs+(Y(s+i)-Y(i))/s؛
    S(i)=Y(i)/l(s );
    end
b(s)=bs/s؛
F(s+1)=(l(s)+b(s))*S(M)؛
  Alpha1=0.2؛
  Beta1=0.01؛
  Gamma1=0.2؛
  for t=s+1:tall
  l(t)=Alpha1*(Y(t)/S(t-s))+(1-Alpha1)*(l(t-1)+b(t-1))؛
  b(t)=Beta1*(l(t)-l(t-1))+(1-Beta1)*b(t-1)؛
  S(t)=Gamma1*(Y(t)/l(t))+(1-Gamma1)*S(t-s)؛
  F(t+M)=(l(t)+b(t)*M)*S(t-s+M)؛
  end
  MSD1=sum((Y(s+1:end)-F(s+1:end-M)).^2)/length(s+1:length(Y))؛
disp([[1:length(F)]' F)]
```

البرنامج (2): يتضمن طريقة هولت ونترس المضاف لحساب القيم الاولية للمركبات ومعادلة التنبؤ لمعدلات الرطوبة النسبية لمدينة الموصل

```
%Holt-Winters Additive seasonal method
%Alpha, Beta and Gamma are smoothing constants
%S,b and L are initial values For combination
%F(t+M) is prediction equation
%MSD1 is mean square division
clear
clc
kkk
 s=8؛
tall=240؛
M=1؛
S=zeros(s,1)؛
b=zeros(tall,1);
l=zeros(tall,1)؛
bs=0؛
F=zeros(tall+M,1)؛
l(s)=sum(Y(1:s))/s؛
   for i=1:s
   bs=bs+(Y(s+i)-Y(i))/s؛
   S(i)=Y(i)-L(s);
   end
b(s)=bs/s؛
F(s+1)=l(s)+b(s)+S(M)؛
  Alpha1=0.2؛
  Beta1=0.1؛
  Gamma1=0.2؛
  for t=s+1:tall
  l(t)=Alpha1*(Y(t)-S(t-s))+(1-Alpha1)*(l(t-1)+b(t-1));
  b(t)=Beta1*(l(t)-L(t-1))+(1-Beta1)*b(t-1)؛
  S(t)=Gamma1*(Y(t)-l(t))+(1-Gamma1)*S(t-s)؛
  F(t+M)=(l(t)+b(t)*M)+S(t-s+M)؛
  end
  MSD1=sum((Y(s+1:end)-F(s+1:end-M)).^2)/length(s+1:length(Y))؛
disp([[1:length(F)]' F)]
```