بناء نموذج للتنبؤ باستخدام التمهيد الأسي الموسمي على بيانات الرياح في محافظة كركوك

م.وكاع علي هدبة*

1.المستخلص:

يتناول البحث مقارنة ثلاث طرائق في تحليل السلاسل الزمنية وإيجاد قيم تنبؤية تستخدم للمفاضلة بين هذه الطرائق من خلال عدد من المقاييس مثل متوسط مربعات الخطأ وغيرها بعد تشخيص النماذج من خلال عدة معايير عددها ثمانية معايير للدقة في التشخيص منها معيار اكاكي للمعلومات: Akaikes (AIC) Information Criteria ومن هذه الطرائق طريقة (التكهن بطرائق بوكس و جينكنز): Box & Jenkins(وطريقة التمهيد الآسي باستخدام طريقةونتر المضاعف) (Winters' Multiplicative) وطريقة ونترالتجميعي (Holt-Winters' Additive Method) .

Abstract

The research includes the comparison of three methods to time series analysis and find forecasting values to use for comparison among these methods by use many measures for example mean square error and another, After diagnosis the models by many criterion such as Akaikes Information Criteria(AIC),And these methods Box & Jenkins, Winters' Multiplicative, and Holt- Winters' Additive Method.

2.المقدمة وهدف البحث :

تعرف السلسلة الزمنية بأنها عبارة عن مجموعة من البيانات المسجلة لظاهرة معينة خلال مدة زمنية سابقة لبعض الظواهر الاقتصادية او الاجتماعية وغيرها وتقسم السلسلة الزمنية الى صنفين الصنف الاول هي السلسلة الزمنية الموسمية (Seasonal Time Series) أما الصنف الثاني فهي السلسلة الزمنية اللاموسمية (Non-Seasonal Time Series).

ويعد 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 وسرعة الرياح و غيرها ذلك السلوك الموسمي وضرورة معالجته على الرغم من التعقيدات التي اكتنفت تلك النماذج حيث برزت فيها المعالم الموسمية إضافة إلى المعالم الاعتيادية الأمر الذي أدى إلى صعوبات في تقديرها وخصوصاً في الحالات غير الخطية .

ان موضوع التمهيد من الإجراءات الإحصائية و الاستدلالية المهمة التي تعالج التشويش أو الأخطاء العشوائية ، ويمكن تعريف التمهيد بأنه عملية تهيئة البيانات التي فيها تشويش وجعلها اكثر ملاءمة للتقدير للحالات التي تعتمد أو تتغير مع الزمن[3]

يهدف هذا البحث إلى التوصل إلى أفضل طريقة للتنبؤ بالاعتماد على طريقتين من طرق التمهيد الآسي ولغرض التحقق من ذلك للتوصل إلى أفضل نموذج للدراسة والمقارنة بين هذه الطرائق .

* جامعة كركوك / كلية الادارة والاقتصاد
مقبول للنشر بتأريخ 2014/1/14

3. الخطوات المتخذة لبناء نموذج للتنبؤ (6)

أ.تعريف النموذج أو تحديد النموذج: Model Identification
ب.مطابقة النموذج: Model Fitting
ج.تشخيص واختبار النموذج: Model Diagnostics
د.توليد التنبؤات: Forecast Generation

4. الكشف عن استقرار السلسلة الزمنية :

يمكن الكشف الدقيق عن استقرارية السلسلة الزمنية من خلال :

أولاً- رسم السلسلة الزمنية فإذا رسمت السلسلة الزمنية ولم يكن هناك أي تغيير في المتوسط خلال الزمن فإننا نقول بأن السلسلة مستقرة بالمتوسط، وإذا كانت السلسلة المرسومة لا تظهر أي تغيير في التباين خلال الزمن فأننا نقول بأن السلسلة مستقرة بالتباين.

ثانياً- من خلال دراسة دالة الارتباط الذاتي للكشف عن عدم الاستقرارية في الوسط الحسابي حيث انه بتقدير قيمة دالة الارتباط الذاتي لسلسلة وسطها الحسابي مستقر نجد أن قيمة الدالة تهبط بسرعة إلى الصفر، وبالعكس إذا كان الوسط الحسابي للسلسلة غير مستقر نجد إن قيمة دالة الارتباط الذاتي تهبط إلى الصفر بعد عدة إزاحات من الزمن. [1]

ثالثا : الطرائق الإحصائية::Statistical Methods [12]

أ -استخدام مجال الثقة لمعاملات الارتباط الذاتي:

حيث إن معلمة معامل الارتباط الذاتي $\hat{\rho}_k$ تتوزع توزيعا تقريبيا طبيعيا بوسط صفر وتباين ثابت= $\frac{1}{n}$ أي إن

$\hat{\rho}_k \sim (0.\ \frac{1}{n})$ حيث ان:

$$-1.96\frac{1}{\sqrt{n}} \le \rho_k \le +1.96\frac{1}{\sqrt{n}} \quad \text{(1)} \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$$

فإذا كانت جميع قيم معاملات الارتباط الذاتي تقع ضمن مجال الثقة فمعناه أن السلسلة مستقرة والعكس صحيح.

ب. اختبار الاحصاءة – Q Statistic : Q [5]

وتسمى الاحصاءة (Ljung-Box) فالاحصاءة الأولية غير المطورة يكون قانونها كالآتي :

$$Q = n\sum_{k}^{m}\hat{\rho}_k \quad \text{(2)}\ldots\ldots$$

n :حجم العينة و m : اكبر مدة ارتداد زمني وعادة تساوي $(n/2)$

و هذه الاحصاءة تتوزع توزيع مربع كاي بدرجات حرية مقدارها((m)) فإذا كانت قيمة Q اكبر من قيمة مربع كاي الجد ولية بمستوى معنوية معين ودرجة حرية(m) فمعناه أن السلسلة غير مستقرة والعكس صحيح.وقد تم تطوير الاحصاءة (Q) بالاحصاءة (Q_{LB}) والتي تتبع :

$$Q_{LB} = n(n+2)\sum_{k=1}^{p}\frac{1}{n-k}\rho_k^2 \quad \text{(3)}\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$$

ويعالج تأثير عدم الاستقرارية للوسط الحسابي قبل البدء بعملية بناء النماذج للسلاسل الزمنية غير المستقرة باستخدام طريقة الفروقات ، التي تتضمن طرح قيم مشاهدات السلسلة من بعضها البعض في ترتيب زمني محدد، فمثلاً تعرف تحويلة الفروق من الرتبة الاولى بانها الفرق بين قيمتي مشاهدتين متتاليتين، وتتكون فروق الرتبة الثانية بأخذ فروق سلسلة الفروق وهكذا الى(D) من الفروق، يمكن التعبير عن الفرق الاول كما يأتي :

$$\Delta Z_t = Y_t = Z_t - Z_{t-1} \quad \ldots \text{(4)}$$

حيث ان y_t سلسلة الفروقات من الرتبة الاولى

$$\Delta Z_t^2 = \Delta Y_t = W_t = y_t - y_{t-1} \quad \ldots\text{(5)}$$

W_t : سلسلة الفروقات من الرتبة الثانية.

أما اذا كانت غير مستقرة في التباين يمكن تحويلها الى مستقرة باستخدام احدى التحويلات المناسبة كالتحويل اللوغاريتمي (Logarithmic Transformation) او تحويلة الجذر التربيعي Square). root Transformation)

5. دالة الارتباط الذاتي Autocorrelation Function (ACF)[1]

والصيغة العامة لحساب الارتباط الذاتي لسلسلة مستقرة هي:

$$\rho_y(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^{n}(y_t - \bar{y})^2} \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots(6)$$

$$= \frac{\gamma_{y(k)}}{\sigma_y^2} = \frac{\gamma_y(k)}{\gamma_y(O)}$$

حيث ان:

$\rho_y(k)$: الارتباط الذاتي لقيم y بازاحة مقدارها k.

$\gamma_y(k)$: التباين المشترك الذاتي (Autcovariance) بازاحة مقدارها k.

$\sigma_y^2 = \gamma_y(0)$: التباين لقيم y.

وان قيم معاملات الارتباط لقيم الازاحات كافة تسمى بدالة الارتباط الذاتي. وتكون دالة الارتباط الذاتي متماثلة حول (k=0) أي إن

$\rho_y(k) = \rho_y(-k)$

6.دالة الارتباط الذاتي الجزئي

Partial Autocorrelation Function (PACF)

تستخدم هذه الدالة لقياس درجة الارتباط بين y_t و y_{t-k} عندما يكون تأثير القيم الاخرى ثابتة أي قيم الازاحة لـ y

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \ldots + \phi_p y_{t-p} + a_t \ldots\ldots\ldots\ldots(7)$$

حيث ان

a_t :تمثل الضوضاء البيضاء وان $a_t \sim N(0, \sigma_e^2)$

اما الصيغة العامة لحساب معامل الارتباط الذاتي الجزئي فهي:

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{\gamma_k - \sum_{j=1}^{k-1}\hat{\phi}_{k-1,j}\gamma_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1}\hat{\phi}_{k-1,j}\gamma_j} \qquad k=2,3,.. \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots(8)$$

حيث إن

$$\hat{\phi}_{kj} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{kk}\hat{\phi}_{k-1,k-j} \qquad k=3,4,\ldots\ ,\ j=1,2,\ldots,k-1$$

7.نموذج الانحدار الذاتي Auto Regressive Model (AR)

الصيغة العامة لهذا النموذج من الرتبة (P) واختصاراً AR(P) هي:

$$Y_t = C + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \cdots + \varphi_P Y_{t-P} + a_t \qquad \ldots(9)$$

حيث أن:

a_t :تمثل الخطأ العشوائي أو ما يسمى بالتشويش Noise يتوزع توزيعاً طبيعياً بوسط صفر وتباين σ_a^2.

C :تمثل ثابت، وان $-1 < \varphi < 1$ $\varphi_1, \varphi_2, \ldots, \varphi_P$:تمثل معلمات نموذج الانحدار الذاتي

8. نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المختلطة: [1]

(Mixed Autoregressive Moving Average)

اذا كان جزء من السلسلة الزمنية يتولد من عملية انحدار ذاتي، والجزء الاخر يتولد من عملية متوسطات متحركة فنستخدم للتعبير عن هذه السلسلة نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المختلطة من الرتبة (p,q) حيث تشير (p) الى عدد معالم الانحدار الذاتي، بينما تشير (q) الى عدد معالم المتوسطات المتحركة ، ويكون كالاتي :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad \ldots(10)$$

9. نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة الموسمي [2]

Seasonal Autoregressive Moving Average Model

يمكن دمج نماذج الانحدار الذاتي الموسمية مع نماذج المتوسطات المتحركة الموسمية في مجموعة واحدة يرمز لها SARMA(p,q) ويمكن التعبير عنها كما يأتي:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-s} + \cdots + \phi_p Z_{t-ps} + a_t - \theta_1 a_{t-s} - \cdots - \theta_q a_{t-qs} \quad \ldots (11)$$

10. نموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة الموسمي التكاملي:

Seasonal Integrated Autoregression Moving Average Model

السلاسل الزمنية الموسمية غير المستقرة يمكن تحويلها الى سلاسل زمنية مستقرة عن طريق اخذ الفروق الموسمية (D من الفروق) (d=1,2,...) حيث إن الفرق الموسمي الاول هو :

$$w_t = Z_t - Z_{t-s} \quad \ldots (12)$$

ويرمز لهذا النموذج بـ (SARIMA) بدرجة $(P,D,Q)_S$ ويكون كالاتي :

$$\phi_P(B^s)(1-B)_s^D Z_t = \theta_Q(B^s) a_t \text{ ز} \ldots\ldots\ldots\ldots(13)$$

11.اختباردقة النموذج (تشخيص النموذج)Diagnostic Checking of Model

يجب التاكد من صحة وكفاءة النموذج في تمثيل السلسلة الزمنية قبل استخدامه لذلك يتم اختبار ملاءمة النموذج ومدى صلاحية السلسلة الزمنية من خلال :

أ.اختبار معنوية معالم النموذج وذلك باستخدام اختبار (t) وذلك للتحقق من معنوية معاملات النموذج احصائيا أي لاتختلف عن الصفر فاذا كانت غير معنوية فلا بد ان نستبعد احد رتب (AR) او (MA).

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

ولتوفيق افضل نموذج من نماذج السلاسل الزمنية تم استخدام المعايير التالية:[13] [14] [16]

اولا: معيار اكاكي: Akaikes Information Criteria (AIC)

$$AIC(M) = n \ln \sigma^2_{\epsilon t} + 2M \quad (14)$$

حيث : (M) يمثل عدد المعلمات (Parameters) في النموذج إذ أن الرتبة الأحسن للنموذج يتم انتخابها من خلال اقل قيمة لـ [AIC(M)] .

ان الصيغة اعلاه تم تعديلها للحصول على الصيغة المعيارية

ثانيا: معيار ((NAIC(m)

$$NAIC(m) = \ln\left(\sigma_\varepsilon^2\right) + 2\frac{m}{n} \quad \ldots(15)$$

ثالثا: معيار معلومات بيز Bayesian information criterion

$$BIC(M) = n \log \hat{\sigma}^2_{\varepsilon t} + M \log n \quad (16)$$

رابعا : معيار Final prediction error(FPE)

$$FPE = n\left(\frac{n+m}{n-m}\right)\sigma_e^2 \quad (17)$$

خامسا: معيار Schwarz information criterion

$$SBC(m) = \log\left(\sigma_{\varepsilon}^{2}\right) + \frac{m \log n}{n} \qquad ...(18)$$

سادسا : معيار اكاكي المصحح (16)(AIC$_c$)Corrected Akaikes Information Criteria

$$(19)\ AIC_c = n \log \sigma_e^2 + 2m + \frac{2m(m+1)}{n-m+1}$$

سابعا:معيار اكاكي المعدل (MAIC) Med Akaikes Information Criteria(11)

$$(20)\ MAIC = \frac{AIC}{n}$$

ثامنا: معيار متوسط مربعات الخطأ(MSE):

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left(Y_t - \hat{Y}_t\right)^2}{n-(k+1)} \qquad ...(21)$$

حيث ان : n : تمثل عدد المشاهدات. k :تمثل عدد المعلمات. Y_t :تمثل قيم المشاهدة. $\hat{Y}_t$:تمثل القيم بعد إجراء التمهيد للبيانات.

11 .معايير ضبط دقة التكهن(15)(8)(3) Measuring Forecast Accuracy

في هذه الفقرة نتناول كيفية قياس كفاءة التكهن. وهنا سنستعرض عدد من معايير حسن المطابقة (جودة التكهن) وهي:

على فرض أن (Z_t) تمثل القيمة الفعلية عند الزمن (t)، و ($Z\hat{}_t$) تمثل القيمة المتكهن بها عند الزمن نفسه،وعليه فان الخطأ (Error) يعرف بـ :

$e_t = Z_t - Z\hat{}_t$ ....

وعادةً فان ($Z\hat{}_t$) تحسب اعتماداً على بيانات (Z_1 , Z_2 , ..., Z_{t-1}). حيث يمكن اعتبار (e_t) خطأ التكهن.

1.متوسط الخطأ : (Mean Error)

$ME = (1 / n) \sum_{t=1}^{n} e_t$ .... (22)

2. متوسط القيمة المطلقة للخط (Mean Absolute Error

$MAE = (1 / n) \sum |e_t|$ .... (23)

3.متوسط مربع الخط (Mean Squared Error):

$MSE = (1 / n) \sum e_t^2$ .... (24)

4. متوسط الخطا النسبي (Mean Percentage Error):

$$MAPE = 1 \backslash n [\sum \left|\frac{et}{zt}\right|] \times 100 \qquad .... \qquad (25)$$

5. معامل الـ تحديـ د Coefficient of determination

$$R^2 = 1 - \frac{\sum e^2}{\sum z^2} \quad ....(26)$$

12.التنبؤ بواسطة التمهيد الاسي:

Exponential Smoothing Time Series Seasonali

إن طرق التنبؤ باستخدام التمهيد الاسي للسلاسل الزمنية اللاموسمية، تكون غير ملائمة للسلاسل الموسمية والتي قد توجد في بعض الحالات الجوية مثل معدلات الرطوبة النسبية والأمطاروسرعة الرياح وامثلة اخرى والتي لابد من معالجتها بطرق تنبؤ خاصة بالسلاسل الموسمية وبما أن هذه الطرق عديدة سنختار طرائق التنبؤ الأكثر ملاءمة وان هذه الطرائق سميت بهذا الاسم لإعطاء المشاهدات السابقة أوزان ذات قيم غير متساوية [(4)].

وقد اختلف الباحثون حول تحديد قيمة هذا الثابت ولكن اغلبيتهم قدحددوا قيمة ثابت التمهيد بين قيمتين$(0.1 < \alpha < 0.5)$ وذلك من خلال التجربة في الواقع العملي [(7)]

كذلك يتضح من معادلة التمهيد الأسي انه عندما تكون قيمة$(\alpha = 1)$ يعني ذلك تجاهل قيم التمهيد وعندما تكون قيمة$(\alpha = 0)$يعني ذلك تجاهل القيم الحقيقية للسلسلة ولذلك فان قيمة (α)تؤثر في قيمة متوسط مربعات الخطأ، ولهذا من الضروري اختيار قيمة(α)التي تجعل قيمة متوسط مربعات الخطأ أقل ما يمك [(15)]

في بحثنا هذا تم استخدام ثابت تمهيد قيمته **(α=0.2)** حسب اختيار برنامج **Minitab** الجاهز المستخدم في التحليل.

اولاً: طريقة هولت ونتر الموسمي المضاعف

Holt- Winters' Multiplicative Seasonal Method

هناك طريقتان مختلفتان لـ **Holt-Winter** بالاعتماد على اسلوب نمذجة الموسمية ويكون بطريقة خطية (مضافة) **Additive** او بطريقة غير خطية (مضاعفة) **Multiplicative**.[(4)]ولتكوين معادلة التنبؤ بطريقة **Holt-Winter Multiplicative** يتطلب ثلاث مركبات لقيم التمهيد وهي مركبة عامل التعديل الموسمي l_t والاتجاه b_t والمركب الموسمي S_t وتكون بالشكل الأتي :

$$l_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-S}} + (1-\alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \qquad ...(27)$$

حيث ان :

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

l_t : تمثل عامل التعديل للسلسلة.

b_t : تمثل قيمة تمهيد الاتجاه للفترة **t**.

S_t : تمثل المركب الموسمي.

وان $0 < \alpha < 1$

والمعادلة التالية تمثل تمهيد الاتجاه للسلسلة:

$$\textbf{(28)}\ Trend \qquad b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \quad ..$$

حيث ان: $0 < \beta < 1$

ومعادلة المركب الموسمي تكون كالآتي:

$$\textbf{(29)}\ Seasonal \qquad S_t = \gamma \frac{Y_t}{l_t} + (1-\gamma)S_{t-S} \quad ...$$

حيث ان: $0 < \gamma < 1$

اما معادلة التنبؤ لهذه الطريقة هي:

$$Forecast \quad F_{t+M} = \left(l_t + b_{t*M}\right)S_{t-S+M} \qquad \ldots(30)$$

حيث إن :

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

M :تمثل طول مسافة التنبؤات الـ F_{t+M} .

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

ثانياً: طريقة هولت ونترس التجميعي Holt-Winters' Additive

تم استخدام هذه الطريقة على الرغم من انها قليلة الشيوع ولتكوين معادلة التنبؤ يتطلب معرفة ثلاث مركبات لقيم التمهيد وهي مركبة عامل التعديل الموسمي l_t

والاتجاه b_t والمركب الموسمي S_t وتكون بالشكل التالي :

$$l_t = \alpha\left(Y_t - S_{t-S}\right) + \left(1-\alpha\right)\left(l_{t-1} + b_{t-1}\right) \qquad \ldots(31)$$

$$b_t = \beta\left(l_t - l_{t-1}\right) + \left(1-\beta\right)b_{t-1} \qquad \ldots(32)$$

$$Seasonal \quad S_t = \gamma\left(Y_t - l_t\right) + \left(1-\gamma\right)S_{t-S} \qquad \ldots(33)$$

$$Forecast \quad F_{t+M} = l_t + b_{t*M} + S_{t-S+M} \qquad \ldots(34)$$

حيث S يمثل طول الموسمية، l_t يمثل مستوى السلسلة، bt يمثل الاتجاه،

S_t: تمثل المركبة الموسمية، F_{t+m} , تمثل التنبؤ إلى المدة القادمة

تتطلب هذه الطريقة تحديد قيم أولية إلى كل من دليل الموسمية (St) والاتجاه (bt) والمستوى (l_t)[11]

لأيجاد القيم الاولية لطريقة هولت ونترس المضاف Holt-Winters' additive

فان القيم الأولية لـ l_S و b_S هي نفسها الخاصة بالموسمية المضاعفة

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

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

اما فيما يخص العوامل الموسمية فانها تحسب وفق المعادلة التالية:

$$S_1 = Y_1 - l_S , \quad S_2 = Y_2 - l_S , \quad \ldots \quad , \quad S_S = Y_S - l_S \qquad \ldots(35)$$

وتستخدم طريقة ونترس المضاعف في حالة وجود اتجاه عام للسلسلةالموسمية اما طريقة ونترس التجميعي فتستخدم في حالة عدم توافر اتجاه عام[10]

الجانب التطبيقي

1) المقدمة :

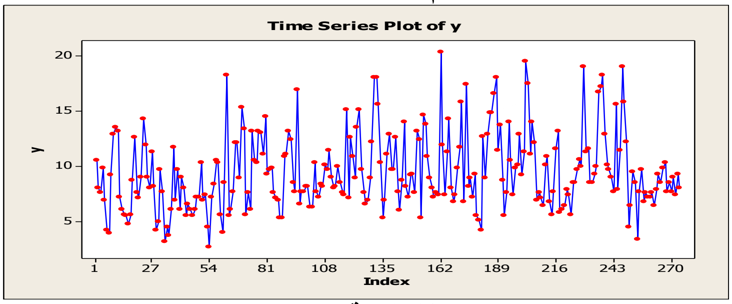
في هذا المبحث استخدمت البيانات من كلية الزراعة في جامعة كركوك. البيانات لسلسلة سرع الرياح (Y) بمعدل أربعة قياسات في اليوم الواحد. كانت البيانات للفترة من (كانون الأول2011) ولغاية (آب 2012)(.ملاحظة :تم حذف (20) قيمة من البيانات لغرض التنبؤ واستخدام مقاييس المفاضلة بين الطرق).

أولى خطوات تحليل بيانات السلسلة الزمنية رسم المشاهدات على المحور العمودي وعنصر الزمن على المحور الافقي لمعرفة الخصائص المهمة للسلسلة الزمنية

والتعرف على سلوكها شكل رقم (1)(هل السلسلة مستقرة أم لا) فوجد إنها غير مستقرة ويلاحظ إن تذبذب السلسلة يبدأ بالهبوط التدريجي ثم يأخذ بالصعود التدريجي وان هناك تشتت واضح حول المسار العام للتذبذب مما يؤكد وجود تأثيرات غيرعشوائيـــة واضحة مؤثرة في هذه السلسلة

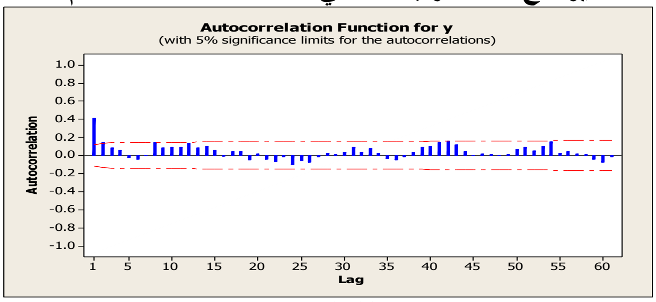
الشكل (1)

رسم السلسلة الزمنية



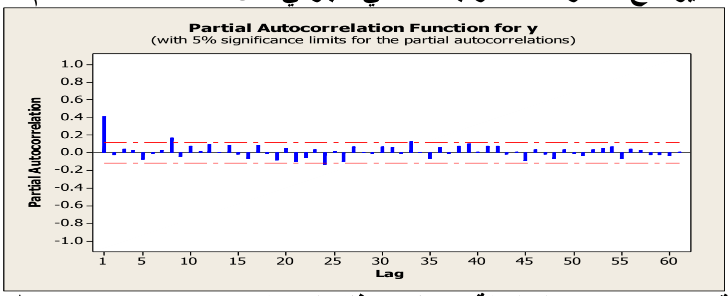
الشكل رقم (2)

يوضح دالة الارتباط الذاتي ACF للمشاهدات الخام



الشكل (3)

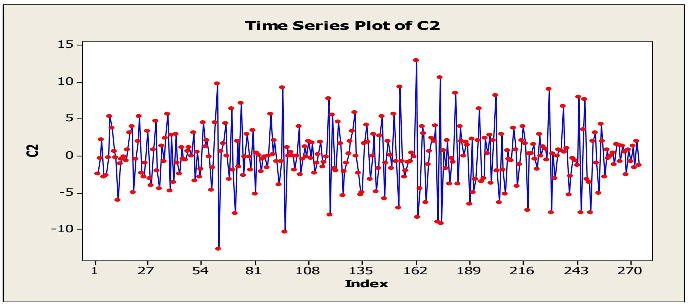
فيوضح مقدار دالة الارتباط الذاتي الجزئي PCF للمشاهدات الخام.



من خلال الشكل رقم (2) يتبين ان السلسلة مستقرة وذلك لدخول جميع معاملات الارتباط الذاتي ضمن حدود الثقة ماعدا عند الازاحة الاولى فتقع خارج حدود الثقة وان حدود الثقة بمستوى (95%) هي $(-0.123 \le \rho \le 0.123)$ ولاختبار معنوية المعاملات الكلية لدالة الارتباط الذاتي باستخدام Ljung&Box (Q.stat) فكانت قيمتها: $Q.stat=143.86 > \chi^2\ (80,0.05)=101.87$ وهذا يعني ان السلسلة غير مستقرة .

الشكل (4)

سلوك المشاهدات بعد تحويل السلسلة الزمنية إلى سلسلة مستقرة



2.التكهن بطرائق بوكس و جينكنز(Box & Jenkins

تم اخذ عدة نماذج لـ(ARIMA)s ولغرض المفاضلة بين هذه النماذج تم استخدام ثمانية معايير وحسب الجدول رقم (1)

MODEL	MSE	AIC(k)	MAIC	AIC_c	NAIC	BIC	FPE	SBC
ARIMA(1,1,1)s	12.15	640.32	2.52	281.575	2.52	282.694	3159.87	1.1129
ARIMA(1,1,2)s	11.86	636.18	2.50	280.955	2.504	282.433	3108.83	1.111
ARIMA(1,1,3)s	11.96	640.318	2.52	283.98	2.52	285.763	3159.84	1.125
ARIMA(2,1,1)s	17.3	732.079	2.88	322.62	2.871	324.079	4534.81	1.275
ARIMA(2,1,2)s	11.9	639.04	2.5159	283.427	2.515	285.208	3143.989	1.1228
ARIMA(2,1,3)s	11.88	640.613	2.522	285.33	2.521	287.427	3188.55	1.122
ARIMA(3,1,1)s	12.1	643.274	2.532	285.26	2.532	287.047	3196.82	1.13
ARIMA(3,1,2)s	12.15	634.32	2.497	285.817	2.544	289.906	3235.42	1.141
ARIMA(3,1,3)s	12.03	645.8	2.542	288.83	2.542	291.215	3228.81	1.1464
ARIMA(1,2,1)s	18.75	752.52	2.962	331.499	3.02	335.362	4914.9	1.310
ARIMA(1,2,2)s	17.18	732.311	2.88	321.85	2.88	325.715	4538.969	1.282
ARIMA(1,2,3)s	13.49	672.89	2.649	299.33	2.648	301.447	3592.25	1.1867
ARIMA(2,2,1)s	17.71	740	2.913	327.287	2.913	329.0675	4678.99	1.2955
ARIMA(2,2,2)s	16.38	722.199	2.843	320.767	2.843	322.859	4361.83	1.271
ARIMA(2,2,3)s	19.38	766.917	3.019	341.438	2.851	343.815	5201.52	1.3535
ARIMA(3,2,1)s	16.18	719	2.83	319.417	2.83	321.504	4308.57	1.2657
ARIMA(3,2,2)s	16.29	722.8	2.845	322.278	2.845	324.655	4372.18	1.278
ARIMA(3,2,3)s	13.41	675.38	2.65	302.948	2.666	305.598	3627.67	1.203

الجدول رقم (1)
يبين معاييراختيار النماذج

$$Y_t = 0.1722 - 0.9822 Y_{t-7} + a_t - 0.0242 a_{t-7} - 0.8865_{t-14} \quad \ldots(1)$$

اذن النموذج المختار هو ((ARIMAs(1,1,2) الذي اعطى اقل قيمة لكل معيار من المعايير المستخدمة

3 .طريقة التمهيد الاسي باستخدام طريقة ونتر المضاعف Winter Multiplicative

MODEL	MSE	AIC(k)	MAIC	AIC_c	NAIC	BIC	FPE	SBC
ARIMA(1,1,1)s	5.51	439.467	1.73	194.34	1.73	195.466	1432.99	0.768
ARIMA(1,1,2)s	5.57	444.218	1.748	197.607	1.7488	199.0664	1460.05	0.781
ARIMA(1,1,3)s	5.38	437.402	1.722	195.858	1.722	197.642	1421.4	0.775
ARIMA(2,1,1)s	7.31	513.26	2.02	227.595	2.02	229.0542	1916.155	0.8999
ARIMA(2,1,2)s	5.36	436.456	1.718	195.447	1.718	197.231	1377.84	0.774
ARIMA(2,1,3)s	4.88	414.626	1.632	187.195	1.632	189.287	1299.49	0.742
ARIMA(3,1,1)s	5.26	431.67	1.6995	193.37	1.699	195.155	1389.69	0.7659
ARIMA(3,1,2)s	7.18	512.71	2.018	229.623	2.018	231.884	1896.66	0.91
ARIMA(3,1,3)s	5.12	428.82	1.688	194.491	1.688	196.988	1374.19	0.772
ARIMA(1,2,1)s	7.7	526.469	2.0727	233.329	2.072	234.787	2018.38	0.922
ARIMA(1,2,2)s	7.69	528.139	2.079	235.265	2.079	237.049	2031.7	0.93
ARIMA(1,2,3)s	6.09	470.888	1.853	211.63	1.853	213.721	1621.7	0.838
ARIMA(2,2,1)s	14.12	682.488	2.6869	302.29	2.686	304.08	3730.515	1.19
ARIMA(2,2,2)s	7.75	528.113	2.079	238.179	2.09	240.311	2063.75	0.943
ARIMA(2,2,3)s	6.74	498.647	1.963	224.93	1.963	227.313	1808.99	0.891
ARIMA(3,2,1)s	7.18	512.71	2.018	229.792	2.018	231.88	1911.96	0.91
ARIMA(3,2,2)s	8.21	548.759	2.1604	246.691	2.16	246.67	2203.53	0.977
ARIMA(3,2,3)s	6.01	471.529	1.8564	214.416	1.8564	217.072	1625.82	0.85

الجدول رقم (2)

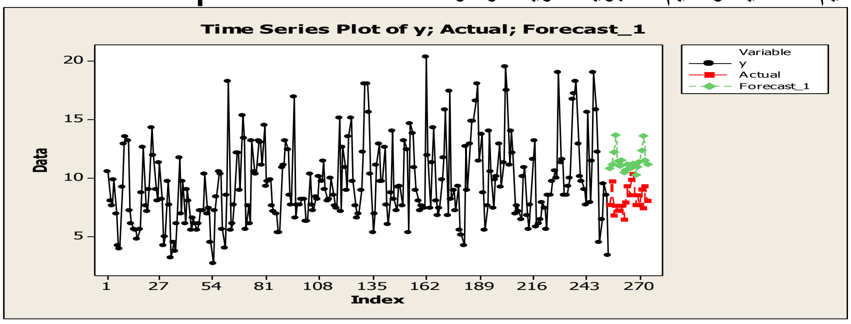
يبين معاييراختيار النماذج باستخدام طريقة التمهيد الاسي طريقة ونتر Winters' Multiplicative المضاعف

اذن النموذج المختار هو ARIMAs(2,1,3)

$$Y_t = 0.32766 - 1.9122Y_{t-7} - 0.92 - +a_t + 0.885a_{t-7} + 0.9006_{t-14}$$
$$- 0.8133a_{t-21} \qquad \ldots(1)$$

نرسم الشكل رقم (5)

القيم الاصلية والقيم التنبؤية طريقة ونتر المضاعف Winters' Multiplicative



طريقة ونترالتجميعي (Holt-Winters' Additive Method) .

MODEL	MSE	AIC(k)	MAIC	AIC_c	NAIC	BIC	FPE	SBC
ARIMA(1,1,1)s	5.51	439	1.728	194.	1.728	195.466	1432.99	0.768
ARIMA(1,1,2)s	5.55	441.3	1.734	197.209	1.737	196.26	1454.8	0.782
ARIMA(1,1,3)s	5.36	436.45	1.718	195.44	1.718	197.231	1416.11	0.776
ARIMA(2,1,1)s	7.38	515.688	2	228.643	2	232.51	1934.5	0.905
ARIMA(2,1,2)s	5.35	435.98	1.716	195.238	1.913	197.02	1413.47	0.7756
ARIMA(2,1,3)s	5.41	440.815	1.735	198.569	1.735	200.66	1440.63	0.79
ARIMA(3,1,1)s	7.1	507.864	1.999	226.459	1.999	228.24	1875.82	0.898
ARIMA(3,1,2)s	5.36	426.45	1.678	197.545	1.726	199.636	1427.316	0.785
ARIMA(3,1,3)s	5.	414.82	1.633	191.989	1.688	194.37	1341.98	0.765
ARIMA(1,2,1)s	7.85	523.37	2	235.52	2.09	236.91	2057.7	0.932
ARIMA(1,2,2)s	7.79	531.42	2	236.69	2.08	238.474	2058.12	0.9388
ARIMA(1,2,3)s	6.04	456.794	1.798	210.72	1.845	212.812	1608.39	0.8378
ARIMA(2,2,1)s	7.8	531.74	2	236.83	2.09	238.616	2060.76	0.939
ARIMA(2,2,2)s	7.8	533.74	2.1	238.929	2.1	241.02	2077.06	0.9489
ARIMA(2,2,3)s	8.6	560.54	2.2	251.69	2.2	254.196	2308.212	1
ARIMA(3,2,1)s	7.19	501.06	1.972	229.946	2.019	232	1914.62	0.913
ARIMA(3,2,2)s	6.71	495.514	1.95	224.43	1.9587	226.82	1800.94	0.8929
ARIMA(3,2,3)s	5.87	465.54	1.83	211.817	1.832	214.472	1587.95	0.844

الجدول رقم (3)

طريقة ونترالتجميعي(Holt-Winters' Additive Method)

اذن النموذج المختار هو ARIMAs(3,1,3)

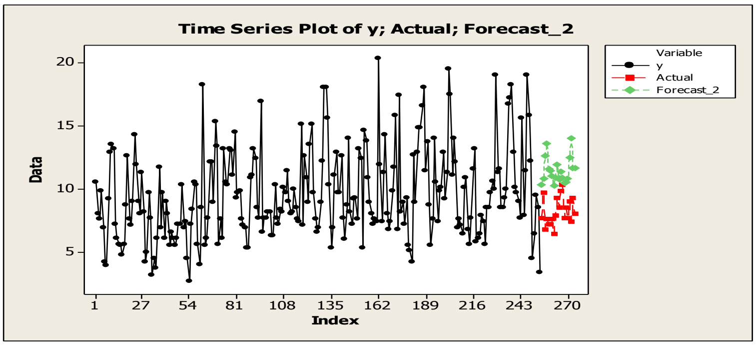
$$Y_t = 0.132 - 0.6739Y_{t-7} + 0.22Y_{t-14} - 0.0775Y_{t-21} + a_t - 0.3678a_{t-7} - 0.86_{t-14} + 0.306a_{t-21} \quad ...(3)$$

Holt-Winters' Additive Method)

المعادلة الرياضية للنموذج هي:

$$Y_t = 0.13 - 0.673Y_{t-7} + 0.22Y_{t-14} - Y_{t-21} + a_t - 0.367a_{t-7} - 0.86_{t-14} + 0.3Y_{t-21} \quad ...(1)$$

القيم الحقيقية والمتنبأ بها طريقة ونترالتجميعي (6) الشكل رقم
Holt-Winters' Additive Method)



الجدول رقم (4)
نتائج قيم معايير المقارنة بين الطرقالثلاث

نوع الطريقة		MSE	AIC(k	MAIC	AIC$_c$	NAIC	BIC	FPE	SBC
طريقة بوكس و جينكنز: Box & Jenkins	ARIMA(1,1,2)s	11.86	636.18	2.50	280.95	2.504	282.43	3108.8	1.11
طريقة ونتر المضاعف Winters' Multiplicative	ARIMA(2,1,3)s	4.88	414.62	1.632	187.19	1.632	189.28	1299.4	0.74
طريقة ونترالتجميعي Holt-Winters' Additive	ARIMA(3,1,3)s	5.	414.82	1.633	191.98	1.688	194.37	1341.9	0.76

الجدول رقم (5)
يمثل معايير المفاضلة لاقل قيمة تنبوية باستخدام الطرق الثلاث

مقارنة الطرق الثلاث بعد تقدير قيم التنبؤ					
	Mean error	Mean absolute error	Mean square error	1-R^2	Mean Percentage Error
طريقة بوكس و جينكنز: Box & Jenkins	-3.2	3.2	13	19%	42.196
طريقة ونتر المضاعف Winters' Multiplicative	-3.2	3.2	12.5	18%	41.896
طريقة هولت ونترس المضاف Holt-Winters' Additive Seasonality	-3.26	3.26	13	19%	42.31

الاستنتاجات والتوصيات

1.إن أفضل نموذج من جميع النماذج هو نموذج ARIMA(2,1,3)s.والذي تم اختياره من جميع النماذج و الحصول عليه من البيانات الممهدة بطريقة ونتر المضاعف '(Winters Multiplicative) حيث أعطى اقل قيمة لجميع المعايير المستخدمة بالتشخيص وبهذا يكون هو النموذج الذي تم اختياره للتنبؤ.

2. إن طريقة ونتر المضاعف(Winters' Multiplicative) هي أفضل طريقة من بين جميع الطرق حيث كان النموذج المستخدم في التنبؤ ARIMA(2,1,3)s أعطى اقل قيمة لجميع المعايير المستخدمة للمفاضلة.

3.يمكن تقدير القيم غير متوافرة اويتعذر الحصول عليها بالتعويض عن القيم المتنبأ بها من القيم الاصلية واستخدامها في التحليل

4.نوصي باستخدام طرق التمهيد اللاموسمي واجراء المفاضلة بين النماذج و استخدام معايير اخرى للمفاضلة بين الطرق.

5.ممكن التنبؤ بسرعة الرياح مستقبلا ومعرفة حالات الطقس كما في عوامل المناخ الاخرى.

6.ان لطبيعة البيانات دور كبير في استخدام طرق السلاسل الزمنية فربما تصلح نوع من البيانات في نموذج ولا تصلح في نموذج اخر.

المصادر العربية:

1.الدليمي ، صبا شكيب ذنون الدليمي(2005) " تمثيل نموذج ARMA باستخدام فضاء الحالة "، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.

2. الحافظ ، هبة سليمان داود (2007) " مقارنة متكهنات بوكس-جنكنز مع بعض الأساليب الذكائية "، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.

3.الطائي ،فارس غانم احمد إبراهيم ، (2003). " دراسة مقارنة بين طرائق بوكس و جينكنز وطريقة التنقية المعدلة في التكهن "، أطروحة دكتوراه غير منشورة، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.

4.الكوراني، *جيهاني فخري صالح* (2007). " التنبؤ لنماذج ARIMA الموسمية باستخدام طرق التمهيد الآسي للبيانات مع التطبيق "، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل..

5. الليلة، *ظافر ميسر جبر*،(2006) " *التكهن بالسلاسل الزمنية* المتعددة باستخدام المكونات الرئيسة"، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.

6.المحمدي، ناظم عبدا لله عبد وطعمه، سعدية عبدا لكريم. (2011). " استخدام نماذج السلاسل الزمنية الموسمية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الفلوجة "، المجلد (4) العدد (7) مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والإدارية .

7.الطائي ، فاضل عباس (2009)"التنبؤ والتمهيد للسلاسل الزمنية باستخدام التحويلات مع التطبيق" المؤتمر العلمي الثاني للرياضيات- الإحصاء والمعلوماتية6-7/.Dec/. كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.

8.بري،عدنان ماجد عبد الرحمن(2002)"طرق التنبؤ الإحصائي "(الجزء الأول) قسم الإحصاء وبحوث العمليات –جامعة الملك سعود.

9.زكي .عزة حازم(2008)" استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ للسلاسل الزمنية ذوات السلوك الآسي"المجلة العراقية للعلوم الإحصائية ص ص (163)-178)

10.حسين، الهام عبد الكريم (2008). " استخدام طريقة ونترس للتنعيم في التكهن بقيم السلسلة الزمنية لدرجات الحرارة في مدينة الموصل "، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد (14) ص [223–232].

11.مصطفى ،مثينة عبدا لله،(2009). طريقتا ونترس المضافة والمنطق المضبب في التنبؤ للسلسلة الزمنية دراسة مقارنة المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد(15) ص(237) كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل

12.الطائي ، فاضل عباس ، (2008). " أمثل ثابت تمهيد لدالة التمهيد الآسي مع التطبيق " المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد(13) ص(89–103]) كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل

13.طعمه،سعدية عبد الكريم (2012) "استخدام تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بإعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الأنبار"مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والاداريةالمجلد الرابع العددالثامن.

14.عمران ، م .خلود موسى و زعلان.، ريسان عبد الأمام (2012). " استخدام بعض الأساليب الإحصائية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في المملكة العربية السعودية "، العلوم الاقتصادية جامعة البصرة العدد (26)المجلد لثامن.
15.محمد، د.منعم عزيز محمد .. (2011). "التحليل والتنبؤ في السلاسل الزمنية"،وزارة التعليم العالي والبحث العلمي في إقليم كردستان –العراق.

المصادر الأجنبية

16.Rujirek Boosarawongse(2003)"THE KICU MODEL SELECTION CRITERIA FOR AUTOREGRESSIVE MODELS". Department of Applied Statistics, Faculty of Science, King Mongkut Institute of Technology Ladkrabang Chalongkrung Road, Ladkrabang District, Bangkok 10520, THAILAND

……………………………………………………….
………………………………..
…………..