المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (19) 2011
ص ص [249–266]

استخدام بعض معايير المعلومات في تحديد أفضل نموذج موسمي مضاعف

زكريا يحيى الجمال*   هيلاء انس العمري** فرح عبدالغني صالح***

الملخص

الهدف الرئيسي من هذه الدراسة هو اختيار أفضل نموذج موسمي مضاعف لبيانات السلسلة الزمنية باستخدام معايير تحديد الرتبة وهي SMAIC, AICC, BIC, AIC ثم التنبؤ بالنماذج المختلفة وحساب معيار خطأ التنبؤ لها للتأكد من دقة النموذج الذي تم اختياره. في دراستنا هذه تم اختيار نموذج $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ أفضل نموذج سلسلة سرعة الرياح $X_{1,t}$ والنموذج $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ كأفضل نموذج لسلسلة الغيمة $X_{2,t}$

Using Some Information Criterion Determining the Best Multiplicative Seasonal Model

Abstract:

The main objective of this study is to select the best multiplicative seasonal model of the time series data using some information criteria; they are AIC, BIC, AICC, and SMAIC. Then prediction is made for the different models and calculates the final prediction error criterion to ensure the accuracy of our best selected model. In our study we select the model $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ as the best model for the wind speed series $X_{1,t}$ and the model $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ as the best model for the cloud series $X_{2,t}$.

---

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

تاريخ التسلم :4/ 11/ 2010   ـــــــ تاريخ القبول : 1/ 2/ 2011

1- المقدمة

في اغلب فروع العلم , الهندسة , التجارة , هناك متغيرات مقاسة بالتعاقـب في الزمن وان مثل هذه المتغيرات تسمى بالسلسلة الزمنيـة(Comwpertwait & Metcalf,2009).

فالسلسلة الزمنية عبارة عن مجموعة من المشاهدات X_t , كل منهـا يمثـل وقت محدد من الزمن t .تعتبر نماذج ARIMA نماذج متولدة من نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسطات المتحركة بعد اخذ الفروق المناسـبة لجعـل السلـسلة الزمنية مستقرة ويرمز لهذه النماذج بـ (p,d,q) ARIMA حيث أن p تشير إلى رتبة الانحدار الذاتي و q تشير إلى رتبة المتوسطات المتحركة في حين تـشير d إلى عدد الفروق عند جعل السلسلة الزمنية مستقرة (الليلة , 2005).

في كثير من الأحيان تكون السلسلة الزمنية على شـكل نمـ ـوذج موسـمي وغير مستقرة ويرمز للنمـوذج الموسمي غير المستقر بعد إزالة التأثير الموسـمي بـ $ARIMA(P,D,Q)_s$ اذ تمثل s الإزاحة الموسـمية للنمـوذج , وان Q,D,P تمثل رتبة نمـوذج الانحدار الذاتـي الموسمي , عدد الفروق الموسمية , ورتبة نمـوذج المتوسطات المتحركة الموسـمية , علـى الترتيـب. وبتوسـيع نمـاذج ARIMA الاعتيادية بضربها بنماذج ARIMA الموسمية,نحصل علـى نمـاذج تمتلك نفس أسلوب نماذج ARIMA الاعتيادية لكن بنمط معين يتكـرر حدوثـه بفترات زمنية محددة , وتدعى هذه النمـ ـاذج بنمـاذج ARIMA المـضاعفة ويرمز لها بـ $ARIMA\ (p,d,q)\ (P,D,Q)_s$ (Chtfield,2004) العديد مـن معايير تحديد رتبة النموذج الذي يمثل بيانات السلسلة الزمنية تم اقتراحه من قبـل العديــد مــن البــاحثين (Mcquarrie and Tsai ,1998) (Sen and Shitem,2002)و (Kadilar and Erdemir, 2003) .

في هذا البحث تم استخدام العديد من هذه المعايير لغرض تحديد أفـضل نمـوذج مضاعف والتنبؤ به عند دراسة المعدلات الشهريـة للغيمة والتي تقاس بـ (اوكتا) والمعدلات الشهرية لسرعة الرياح والمقاسة بـ (م/س). في المبحث الثاني عرضنا مفهوم النموذج المضاعف أما المبحث الثالث فقد أشتمل على عرض حول المعايير

المستخدمة في تحديد رتبة النموذج.في حين تم عرض الجانب العملي في المبحـث الرابع , أما الاستنتاجات فقد احتواها المبحث الخامس.

2- نموذج ARIMA المضاعف (Multiplicative ARIMA Model)

تعتبر النماذج المضاعفة نماذج معدلة (محـورة) لنمـوذج ARIMA بإضافـة التأثير الموسـمي وعـدم الاستقراريـة (Shumway& Stoffe,2006) فهـي نمـاذج تتكون من نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسـطات المتحركـة عنـد التخلف S . إن نمـوذج ARIMA الموسمي يستخدم الفرق عندما يكون التخلـف مساويا إلى عدد شهور السنة مثلا لإزالة التأثيـر المضاعف, يمكـن التعبير عـن النمـوذج ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s المضاعف بالشكل الاتـي (Comwpertwait & Metcalf,2009):

$$\phi_p(\beta)\Phi_P(\beta^s)\nabla^d\nabla^D X_t=\theta_q(\beta)\Theta_Q(\beta^s)a_t) \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots(1)$$

$$\left.\begin{array}{l}\phi_p(\beta)=1-\phi_1\beta-\phi_2\beta^2-\ldots\ldots\ldots-\phi_p\beta^p\\ \Phi_P(\beta^s)=1-\Phi_s\beta^s-\Phi_{2s}\beta^{2s}-\ldots\ldots\ldots-\Phi_{Ps}\beta^{Ps}\\ \theta_q(\beta)=1-\theta_1\beta-\theta_2\beta^2-\ldots\ldots\ldots-\theta_q\beta^q\\ \Theta_Q(\beta^s)=1-\Theta_s\beta^s-\Theta_{2s}\beta^{2s}-\ldots\ldots\ldots-\Theta_{Qs}\beta^{Qs}\end{array}\right] \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots(2)$$

إذ أن :

$\phi_p(\beta)$, $\Phi_P(\beta^s)$ يمثلان عامل (الانحدار الذاتي) اللاموسمي والموسـمي علـى التوالي وان $\theta_q(\beta)$, $\Theta_Q(\beta^s)$ يمثلان عامل (المتوسـطات المتحركـة) اللاموسـمي والموسمي على التوالي. a_t تمثل الأخطاء العشوائية وان $\nabla^d\,\nabla^D$ تمثل عدد الفروق الموسمية $(1-\beta^{12})$ واللاموسمي $(1-\beta)$ الممكنـة للتوصل إلى استقرار السلـسلة وان رتبة هذا النمـوذج هـي ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s و s تمثـل الإزاحـة الموسمية للنموذج.

3- التنبؤ

التنبؤ للنموذج المضاعف الموسمي الأتـي $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ بالنـسبة لكل من السلسلتين (سلسلة الغيمة و سلسلة الرياح) يمكن تمثيله بالنموذج

$$(1-\beta)(1-\beta^{12})X_t = (1-\theta_1\,\beta)(1-\Theta_{12}\,\beta^{12})\;a_t \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots.(3)$$

لتصبح معادلة التنبؤ لهذا النموذج :

$$\hat{X}_t = \hat{X}_{t-1} + \hat{X}_{t-12} + \hat{X}_{t-13} + a_t - \theta_1\, a_{t-1} - \Theta_{12}\, a_{t-12} + \theta_1\, \Theta_{12}\, a_{t-13} 4\,) \quad ..(4)$$

وباستخدام المعادلة (4) للتنبؤ لهذا النموذج بالفترة التنبؤية ℓ وكالأتي :

$$\hat{X}_{t+\ell} = \hat{X}_{t+\ell-1} + \hat{X}_{t+\ell-12} + \hat{X}_{t+\ell-13} + a_{t+\ell} - \theta_1\, a_{t+\ell-1} - \Theta_{12}\, a_{t+\ell-12} + \theta_1\, \Theta_{12}\, a_{t+\ell-13} \quad .....(5)$$

علما بان قيمة التوقع للخطاء تساوي صفر.

ويمكن كتابة المعادلة(5) بالشكل الاتي :

$$\hat{X}_t(\ell) = \hat{X}_t(\ell-1) + \hat{X}_t(\ell-12) + \hat{X}_t(\ell-13) + a_t(\ell) - \theta_1\, a_t(\ell-1) - \Theta_{12}\, a_t(\ell-12)$$
$$+\theta_1\, \Theta_{12}\, a_t(\ell-13) \quad \ldots\ldots\ldots\ldots.(6)$$

وتشير $X_t(\ell)$ إلى القيمـة التنبؤية التي يتم الحصول عليها(تقديرها) في الفترة الزمنية t للمشاهدة $X_{t+\ell}$ التي ستحدث بعد ℓ من الفترات الزمنية .

بعد ذلك نستخدم معيار خطأ التنبؤ النهـائي Final prediction error (FPE) (Akaike, 1970) في تحديد النموذج الملائم للسلسلة الزمنية و مدى مطابقته إلى النموذج المختار من قبل معايير تحديد الرتبة و يكون بالشكل الاتي .

$$FPE = \hat{\sigma}^2\,\frac{n+m}{n-m} \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots(7)$$

حيث أن : $\hat{\sigma}^2$ هو التباين الخاص بالأخطاء التنبؤية, n تمثـل عـدد المـشاهدات التنبؤية, وأن m : تمثل مجموع الرتب الموسمية واللاموسمية (p+q+P+Q) , p تمثل رتبة نموذج الانحدارالذاتي اللاموسـمي AR, q تمثـل رتبـة نمـوذج المتوسطات المتحركة اللاموسمي MA , P تمثل رتبة النموذج AR الموسـمي , Q تمثل رتبة النموذج MA الموسمي.

4- معايير تحديد رتبة النموذج المضاعف (Order Selecting Criteria)

لغرض الحصول على أفضل نموذج مـضاعف $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ فقد تم استخدام معايير المعلومات لغرض تحديد رتبة النمـوذج المـضاعف مـن خلال المقارنة بين نمـاذج مضاعفـة برتب مختلفة واختيـار رتبـة النمـوذج المضاعف الذي يحمل اقل قيمة من هذه المعايير.

أما المعايير فهي:

4-1 معيار أكاكي للمعلومات Akaike information criterion (AIC)

يعرف معيار أكاكي **(Akaike , 1973)** للسلسلة الزمنية الموسمية المضاعفة بالشكل الرياضي الاتي :

$$AIC = n(1+\log_e(2\pi)) + n\log(\sigma_e^2) + 2m) \ldots\ldots.(8)$$

اذ أن: σ_e^2 هو تباين الخطأ, n : تمثل حجم السلسلة الزمنيـة, m : تمثـل عـدد معلمات النموذج.

4-2 معيار بيز للمعلومات Bayesian information criterion (BIC)

يكون معيار بيز بالصيغة الاتية :**(Akaike , 1978)**

$$BIC = n\log(\sigma_e^2) + m\log_e(n)) \ \ldots\ldots\ldots\ldots(9)$$

اذ أن : σ_e^2 , n : تمثل حجم السلسلة الزمنية, m : تمثل عدد معلمات النموذج.

4-3 معيـار أكـاكي المـصحح Corrected Akaike information criterion(AICC)

اقترح هذا المعيار من قبل Hurvich & Tsai في سـنة 1989 (Hurvich & Tsai ,1989) لغرض استخدامه في حالة كون المـشاهدات قليلة . أما الصيغة الرياضية فهي

$$CAIC = n\log(\sigma_e^2) + \frac{2n(m+1)}{n-m-2}) \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots(10)$$

4-4 معيار أكاكي المعدل للنموذج الموسمي

The Seasonally modified Akaike's information criterion (SMAIC)

إن معيار أكاكي للنموذج الموسمي ذو أداء أفضل وأكفأ من المعيار أكاكي التقليدي في تحديد رتبة النموذج الموسمي والنموذج المـضاعف **(Kadilar & Erdemir, 2003)** . والصيغة الرياضية لهذا المعيار هي :

$$SMAIC = \log(\sigma_e^2) + \frac{2\,d^2\,k}{T} + \tau_k \quad ....(11)$$

d تمثــل عــدد الــسلاسل T, تمثــل حجــم العينــة أو السلــسلة و $k = s, (s+1), (s+2), ...$.

ويفضل الإزاحة لـ k=1,2,3,....7. كافية لمعرفة أفـضل نمـوذج موسـمي, والنموذج المضاعف .

$$\tau_k = (k+1-s)\,k\,d^2 \quad ....(12)$$

(5) الجانب العملي

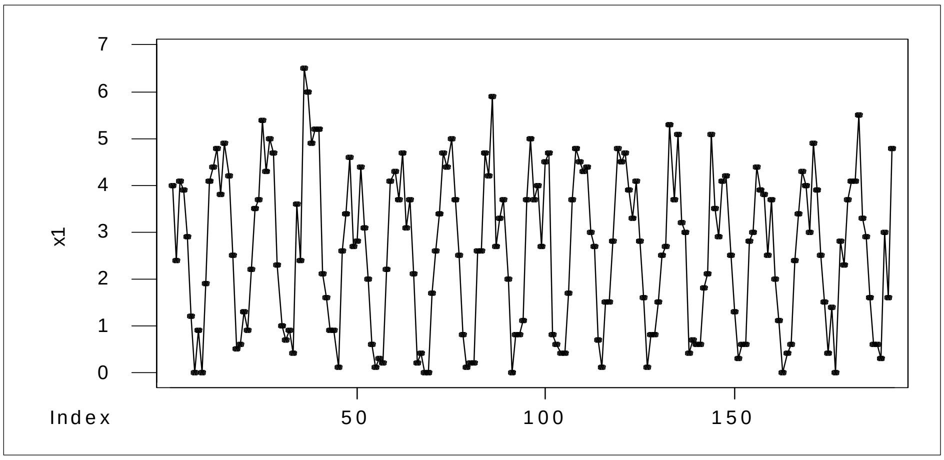
تم في هذا البحث تطبيق معاييـر المعلومات علـى بيانات تم الحصول عليها من دائرة لأنواء الجوية, وكانت البيانات للفترة من بدايـة سـنة 1985 ولغايـة سـنة 2000.

(الحافظ, 2007) والتي تمثل المعدلات الشهرية للغيمة (x_1) التي تقاس بـ (اوكتا) والمعـدلات الشهرية لسرعة الرياح (x_2) التي تقاس بـ (م/س) , بهدف تحديـد أفضل نمـوذج موسمـي مضاعف واختباره ثم التنبؤ به .

(5-1) تحديد نموذج السلسلة الزمنية للغيمة(x_1)

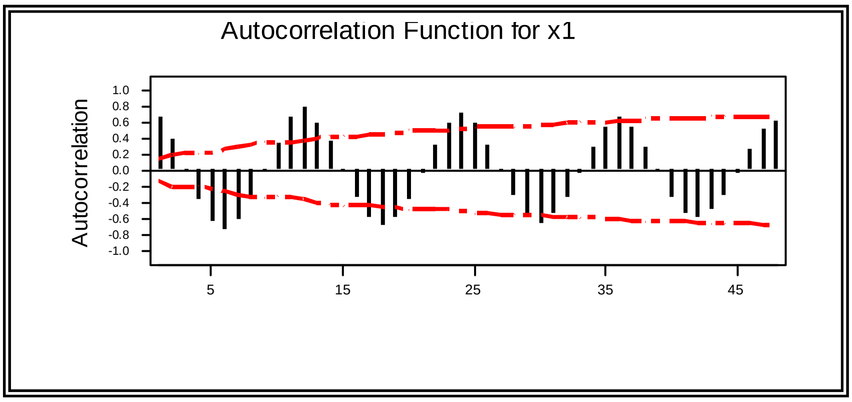
من خلال الرسم الزمني للبيانات والموضحة فـي الشكل (1) تبيـن إن السلـسلة متذبذبة

بصورة غيـر منتظمة (أي عدم استقرار السلسلة في الوسـط وعـدم ثبوتـها بالتباين) .



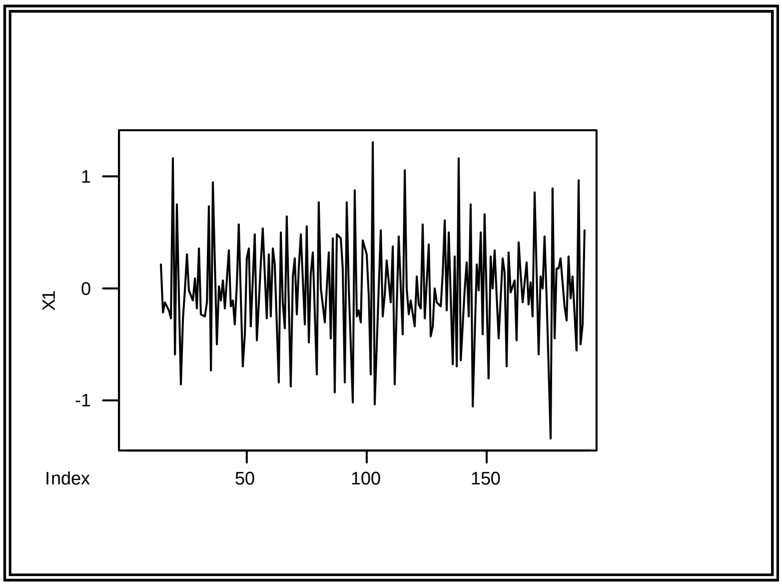
الشكل (1) : يمثل الرسم الزمني لسلسلة الغيمة

ومن رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة تبين وجود أثار موسمية مقدارها (12) شهر كما مبين في الشكل (2).

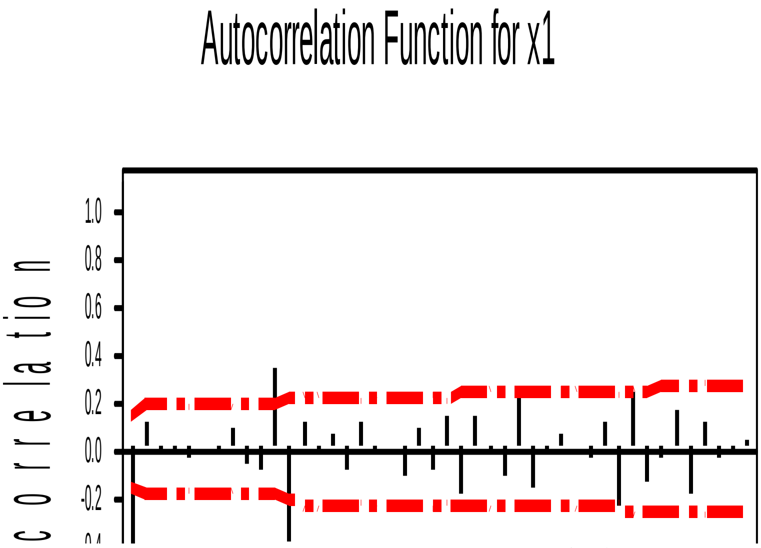


الشكل (2) دالة الارتباط الذاتي لسلسلة الغيمة

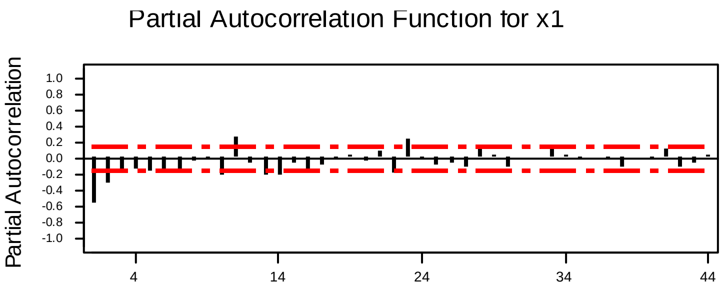
الرسم الزمني للسلسلة ورسم دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الـذاتي الجزئـي للسلسلة بعد ثبوتها واستقرارها كما مبين في الأشكال (3) , (4) و(5) على التوالي



الشكل (3) : يبين الرسم الزمني للسلسلة بعد ثبوتها واستقرارها



الشكل (4) : يبين رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة بعد ثبوتها واستقرارها



الشكل (5) : يبين رسم دالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة بعد ثبوتها واستقرارها

(5-1-1): توفيق أفضل نموذج مضاعف :

ان نموذج السلسلة الزمنية سوف يتبع النموذج الموسمي المضاعف ولغرض معرفة رتبة النمـوذج الملائم تم استخدام معاييـر المعلومات الموضحة في المبحث الثالث .

يبين الجدول (1) نتائج معاييـر المعلومات لنمـاذج مختلفة للسلسلة الزمنية بينما يوضح الجدول(2) نتائج معيار SMAIC وكالاتي:

الجدول(1) : قيم معايير المعلومات لنماذج ARIMA المضاعف
للمعدلات الشهرية للغيمية

Models	AIC	BIC	AICC
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	-125.8117	-289.4753	-127.8543
$ARIMA(0,1,0)(0,1,1)_{12}$	-33.0453	-203.9062	-35.0771
$ARIMA(1,1,0)(1,1,0)_{12}$	-29.9891	-194.6775	-32.0317
$ARIMA(2,1,0)(1,1,0)_{12}$	-40.1598	-199.0230	-42.2132
$ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	-66.7843	-231.0774	-68.8268
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	-83.7652	-247.8768	-85.8078

الجدول(2) : قيم معايير المعلومات لنماذج ARIMA المضاعف للمعدلات الشهرية للغيمية

SMAIC / Models	k=1	k=2	k=3	k=4	k=5	k=6	k=7
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	8.5999	22.6104	38.6208	56.6312	76.6416	98.6520	122.6624
$ARIMA(0,1,0)(0,1,1)_{12}$	9.0938	23.1043	39.1147	57.1251	77.1355	99.1459	123.1563
$ARIMA(1,1,0)(1,1,0)_{12}$	9.0990	23.1094	39.1198	57.1303	77.1407	99.1511	123.1615
$ARIMA(2,1,0)(1,1,0)_{12}$	9.0352	23.0456	39.0560	57.0664	77.0768	99.0873	123.0977
$ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	8.9074	22.9178	38.9282	56.9386	76.9490	98.9595	122.9699
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	8.8189	22.8293	38.8398	56.8502	76.8606	98.8710	122.8814

يتبين من الجدولين (1) و(2) أن أفضل نموذج مضاعف لهذه السلسلة هو النموذج $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ لامتلاكه اقل قيم لمعايير المعلومات و معيار SMAIC للنموذج الذي يستخدم بشكل خاص لتحديد أفضل نموذج موسمي ويمكن كتابة معادلة النموذج بعد تقدير معلماته (باستخدام نظام الـ MINITAB) كالأتي:

$$(1-\beta)(1-\beta^{12})X_{1,t} = (1-0.8880\,\beta)(1-0.8813\,\beta^{12})a_t \quad ....(13)$$

5-1-2) التنبؤ لنماذج المعدلات الشهرية للغيمة:

يبين الجـدول (3) القيم التنبؤية لنمـ ـاذج السلـسلة الزمنيـة للغيمـة باستخدام المعادلة (6) كالأتي:

الجدول (3) : القيم التنبؤية لنماذج السلسلة الزمنية للغيمة

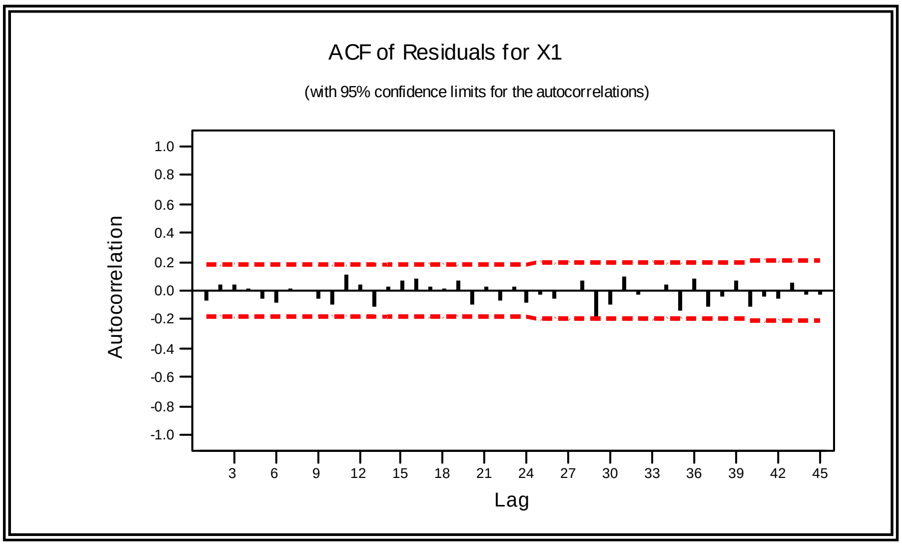
T	Actual	$\hat{X}$ ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	$\hat{X}$ ARIMA $(0,1,0)(1,1,0)_{12}$	$\hat{X}$ ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	$\hat{X}$ ARIMA $(2,1,0)(0,1,1)_{12}$	$\hat{X}$ ARIMA $(0,1,1)(1,10)_{12}$	$\hat{X}$ ARIMA $(1,1,0)(0,1,1)_{12}$
1	2.02485	1.99945	1.89410	1.82711	1.84911	1.95760	1.84217
2	2.02485	1.87921	1.77501	1.66975	1.63730	1.79838	1.75023
3	2.34521	1.93450	1.83577	1.76231	1.74865	1.89576	1.79121
4	1.81659	1.89389	1.79256	1.78906	1.77574	1.91857	1.75221
5	1.70294	1.56200	1.45968	1.34216	1.31941	1.47199	1.40830
6	1.26491	0.94192	0.83914	0.98133	0.96359	1.11084	0.78689
7	0.77460	0.40656	0.31151	0.17992	0.14925	0.31185	0.25525
8	0.77460	0.75970	0.66233	0.76774	0.73697	0.89878	0.60219
9	0.54772	0.51598	0.40876	0.19042	0.18141	0.31296	0.33760
10	1.73205	1.42724	1.33155	1.45236	1.42546	1.58003	1.26212
11	1.26491	1.67485	1.58208	1.50180	1.48113	1.62632	1.50749
12	2.19089	1.99035	1.90272	1.82739	1.80197	1.95261	1.82461

وبعد إيجاد القيم التي تم التنبؤ بها للنماذج الموضحة في الجدول(1), تـم اسـتخدام معيار خطأ التنبؤ النهائي(FPE) للنمـاذج المتنبأ بها فـي الجـدول (3) المبينـة أعلاه فكانت نتائج هذا المعيـار موضحة في الجدول (4) بالأتـي .

الجدول (4) : قيم معيار خطأ التنبؤ النهائي

Models	FPE
ARIMA$(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	0.09702
ARIMA$(0,1,0)(0,1,1)_{12}$	0.155055
ARIMA$(1,1,0)(1,1,0)_{12}$	0.17374
ARIMA$(2,1,0)(1,1,0)_{12}$	0.184000
ARIMA$(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	0.13496
ARIMA$(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	0.1274

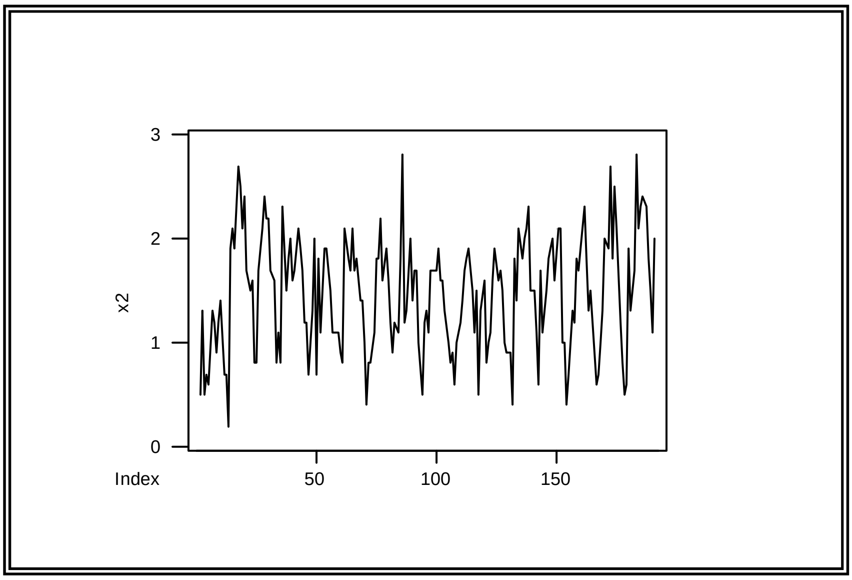
يتبين من الجدول (4) أن النموذج **ARIMA**$(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ يمتلك اقل قيمة لمعيار FPE , و الشكل (6) يوضح رسم دالة الارتباط الذاتـي للبواقي لنمـوذج سلسلة الغيمة:



الشكل (6) : رسم دالة الارتباط الذاتي للبواقي للسلسلة الزمنية الغيمة

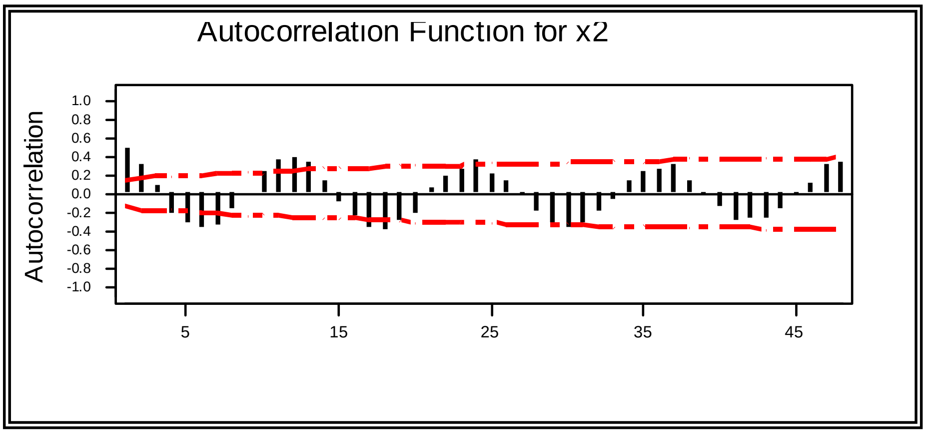
5-2) تحديد نموذج السلسلة الزمنية لسرعة الرياح(x_2) :

من خلال الرسم الزمني للبيانات والموضحة في الشكل (7) يتبين ان السلسلة متذبذبة بصورة غير منتظمة.



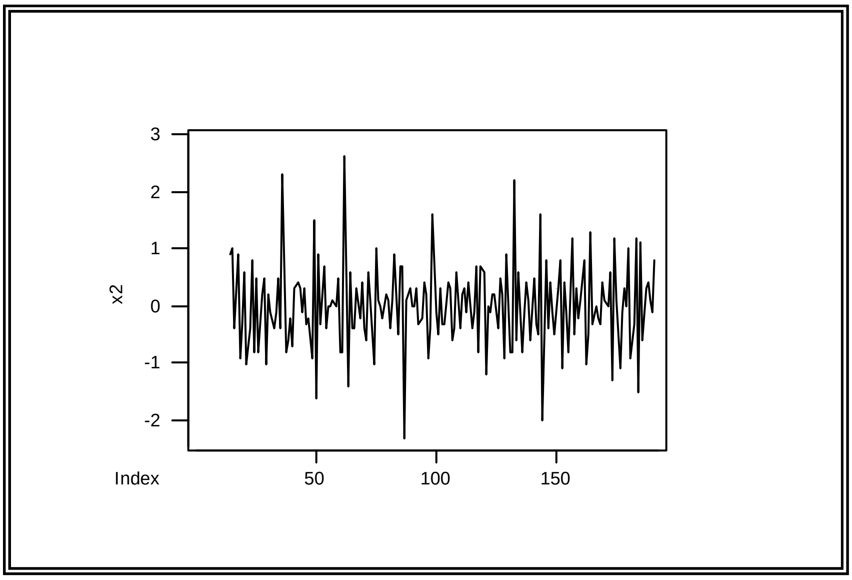
الشكل (7) : يبين الرسم الزمني للسلسلة الزمنية لسرعة الرياح

ومن رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة و يتبين وجود أثار موسمية مقدارها (12) شهرا وموضح في الشكل (8).

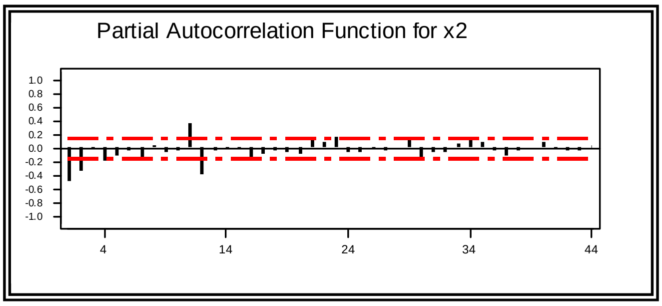


الشكل (8) : رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الزمنية لسرعة الرياح

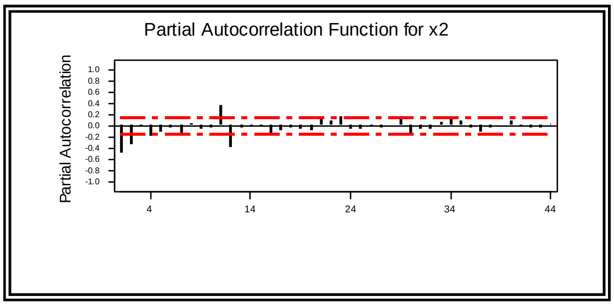
الرسم الزمني للسلسلة ورسم دالة الارتباط الذاتي و دالة الارتبـاط الـ ذاتي الجزئي للسلسلة بعد ثبوتها واستقرارها كما موضح فـي الإشـكال (9) , (10) ,(11)على التوالي:



الشكل (9) : الرسم الزمني للسلسلة الزمنية لسرعة الرياح بعد ثبوتها واستقرارها



الشكل (10) : رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الزمنية لسرعة الرياح بعد ثبوتها واستقرارها



الشكل (11) : رسم دالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية لسرعة الرياح بعد ثبوتها واستقرارها

5-2-1) توفيق أفضل نموذج مضاعف :

لتوفيق وتحديد أفضل نموذج للسلسلة multiplicative SARIMA باستخدام معايير المعلومات وكما موضح في الجدول (5) يبين نتائج معايير المعلومات لنماذج مختلفة للسلسلة الزمنية بينما الجدول(6) يوضح نتائج معيار SMAIC:

الجدول(5) : قيم معايير المعلومات لنماذج ARIMA المضاعفة للسلسلة الزمنية لسرعة الرياح

Models	AIC	BIC	AICC
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	90.7961	-74.0011	88.7535
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	38.4925	-125.7428	36.4499
$ARIMA(1,1,0)(1,1,0)_{12}$	150.3599	-15.0841	148.3173

الجدول(6) : قيم معيار SMAIC لنماذج ARIMA المضاعفة للسلسلة الزمنية لسرعة الرياح

SMAIC / Models	k=1	2k=	k=3	k=4	k=5	k=6	k=7
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	9.7281	23.7385	39.7489	57.7594	77.7698	99.7802	123.7906
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	9.4557	23.4661	39.4765	57.4869	77.4974	99.5078	123.5182
$ARIMA(1,1,0)(1,1,0)_{12}$	10.0383	24.0487	40.0592	58.0696	78.0800	100.0904	124.1008

يتبين من الجدولين (5) و(6) أن أفضل نموذج مضاعف لهذه السلسلة هو $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ لامتلاكه اقل قيم لمعايير المعلومات والأهم هو معيارSMAIC للنموذج الذي يستخدم بشكل خاص لتحديد أفضل نموذج موسمي ويمكن كتابة معادلة النموذج بعد تقدير معلماته (باستخدام نظام الـ MINITAB) كما موضح في المعادلة (14) بالأتي:

$$(1-\beta)\left(1-\beta^{12}\right)X_{2,t}=(1-0.8030\,\beta)\left(1-0.9040\beta^{12}\right)a_t \;............(\;14\;)$$

5-2-2) التنبؤ لنماذج سرعة الرياح:

الجدول (7) يبين القيم التنبؤية لنماذج السلسلة الزمنيـة لـسرعة الريـاح باستخدام المعادلة (6) كالأتي :

الجدول (7) : القيم التنبؤية لنماذج السلسلة الزمنية لسرعة الرياح

T	Actual	$\hat{X}$ ARIMA(1,1,0)(0,1,1)$_{12}$	$\hat{X}$ ARIMA(0,1,1)(0,1,1)$_{12}$	$\hat{X}$ ARIMA(1,1,0)(1,1,0)$_{12}$
1	1.37840	0.85361	1.00242	1.06779
2	1.14018	1.01185	1.16320	1.07578
3	1.30384	1.11618	1.26125	1.34027
4	1.67332	1.11075	1.25562	1.30334
5	1.44914	1.23984	1.37976	1.44814
6	1.51658	1.17222	1.31099	1.43434
7	1.54919	1.19925	1.33456	1.40744
8	1.51658	1.09035	1.22137	1.23285
9	1.34164	0.92508	1.05694	1.16637
10	1.22474	0.80341	0.92824	1.01449
11	1.04881	0.69808	0.82732	0.74304
12	1.41421	0.79892	0.90958	0.80959

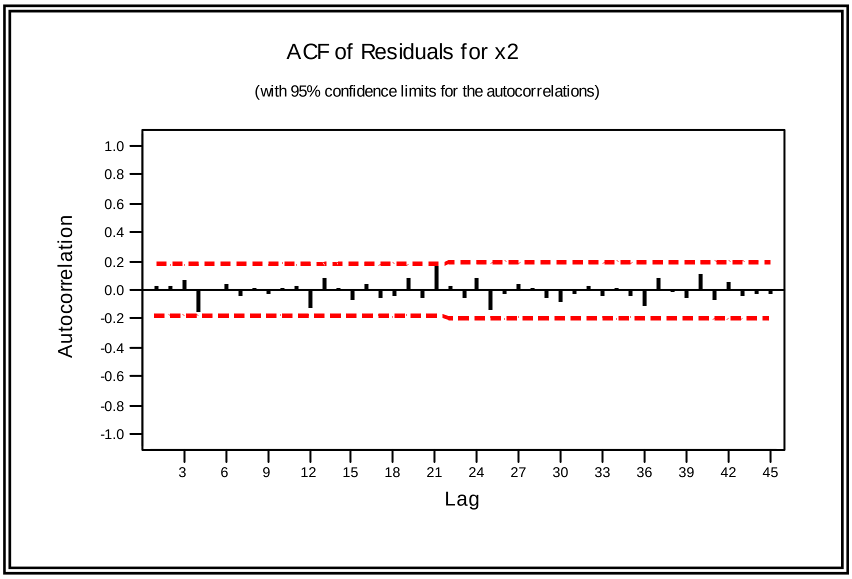
بعد التنبؤ بالنماذج الثلاثة الموضحة في الجدول (5), تم استخدام معيار خطأ التنبؤ النهائي (FPE) للنماذج المتنبأ بها في الجدول (7) المبينة أعـلاه فكانـت نتـائج المعيار كما موضح في الجدول (8) بالأتي .

الجدول (8) : قيم معيار خطأ التنبؤ النهائي للسلسلة الزمنية لسرعة الرياح

Models	FPE
ARIMA(1,1,0)(0,1,1)$_{12}$	0.051324
ARIMA(0,1,1)(0,1,1)$_{12}$	0.04123
ARIMA(1,1,0)(1,1,0)$_{12}$	0.067914

يتبين من الجدول (8) ان النموذج ARIMA(0,1,1)(0,1,1)$_{12}$ يمتلك اقل قيمـة لمعيار FPE.

ويمكن توضيح رسم دالة الارتباط الذاتي للبواقي لنموذج السلسلة الزمنية لـسرعة الرياح في الشكل (12) بالاتي:



الشكل (12) : يبين رسم دالة الارتباط الذاتي للبواقي

الاستنتاجات:

1- من خلال الجدول (1) والذي يوضح قيم نتائج تطبيق معايير المعلومات لتحديد أفضل نموذج موسمي مضاعف لسلسلة $X_{1,t}$, وجد بأن معيار AIC , BIC , AICC أعطى أقل قيمة للنموذج $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$. كما أعطى معيار SMAIC الموضح اقل قيمه في الجدول(2) لنفس النموذج .

2- إن أفضل نموذج موسمي مضاعف للسلسلة $X_{2,t}$ عند استخدام المعايير AIC , BIC , AICC , SMAIC النموذج $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$.

3- عند استخدام معيار خطأ التنبؤ للبيانات المتنبأ بها في السلسلة الزمنية $X_{1,t}$ لنماذج موسمية مضاعفة مختلفة فقد أعطى اقل قيمة للنموذج $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ وهو نفس النموذج الذي تم اختباره من قبل معايير تحديد الرتبة . و كذلك بالنسبة للسلسلة $X_{2,t}$ فقد تبين بان معيار خطا التنبؤ أعطى اقل قيمة للنموذج $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ وهو نفس النموذج المختار باستخدام معايير تحديد الرتبة .

المصادر :

1. الحافظ , هبة سليمان داود (2007) . " مقارنة متكهنات بوكس – جنكنز مع بعض الأساليب الذكائية مع التطبيق" , رسالة ماجستير,غير منشورة , كلية علوم الحاسبات والرياضيات, الموصل , العراق .
2. الليلة,ظافر ميسر(2006)."التكهن بالسلاسل الزمنية المتعددة باستخدام المكونات الرئيسية" , رسالة ماجستير ,غير منشورة, كلية علوم الحاسبات والرياضيات, الموصل , العراق .
3. Akaike,H., (1970)."Statistical Predictor Identification", Annals of the Institute of Statistical Mathematics,22, pp.203-217.
4. Akaike, H., (1973) .” Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle”, In Second International Symposium on Information Theory.
5. Akaike, H.,(1978)."A new look at the Bayes Procedure", Biometrika ,65,pp.53-59.
6. Chatfield Chris, (2004). " Time – Series Forecasting " , 6ed . Chapman & Hall / CRC, Floriden
7. Comwpertwait Paul.S.P. & Metcalf Andrew.V., (2009). " Introduction to Ttime Series with R^n " ,Spring, New York.
8. Hurvich, C.,M. and Tsai, Chi, (1989).“Regression and Time Series Model Selection in Small Samples", Biometrika, 76, pp.297-307 .
9. Kadilar & Erdemir, (2003)."Modification of The Akaike Information Criterion to Account for Seasonal Effects",Journal of Statistical Com- putation and Simulation , Vol. 73(2), pp. 135-143 .
10. Mcquarrie, A., D., R., and Tsai,Ch.,(1998)”Regression and Time Series Model Selection” ,World Scientific Publishing Company, Singapore.
11. Sen Liew Khim & Shitan Mahnendran ,(2002) ." The Performance of AICC as an Order Selection Criterion in ARMA Time Series Models", January of Pertanika J . Sci .& Technol, Vol 10(1) ,pp. 25-33
12. Shumway Robert H. & Stoffer David .S., Springer ,(2006) . "Time Series Analysis and its Applications with R Examples", 2nd edition , Science & Business Media , LLC,US.