Using modelsBox-JenkinsARIMAforecastingproduce electric power

استخدام نماذج بوكس - جينكنز ARIMA في التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية

أمل علي غافل
الجامعة المستنصرية - كلية التربية- قسم الرياضيات

المستخلص:-

يتضمن هذا البحث دراسة نماذج بوكس – جينكنز أي نماذج ARIMAفي التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية لمدينة بغداد.وتم اعتماد منهجية Box –Jenkins في بناء نموذج للسلسلة الزمنية ومن ثم اختيار أفضل نموذج للتنبؤ بالقيم المستقبلية لإنتاج الطاقة الكهربائية وتم أجراء تطبيق عملي على سلسلة زمنية لإنتاج الطاقة الكهربائية لست سنوات تضمنت (69 شهراً) باستخدام البرنامج الإحصائي Statgraphics من النتائج كان النموذج ARIMA(1,0,2) أفضل نموذج للتنبؤ من نموذج(ARIMA(1,0,1 ونموذج (ARIMA(1,0,0 حسب مقاييس أداء طرائق التنبؤ.

ABSTRACT:

This research includes a study of Box - Jenkins ARIMA models for The forecasting of electric power producing for Baghdad city. These models are used to build a model of the time series and Then choose the best model to predict values for future electricity production with practical application for electric power production for 6 years time series (i.e. 69 months) using statistical software STATGRAPHICS, The best model was ARIMA(1,0,2) Than ARIMA (1,0,1) model and ARIMA (1,0,0) from performance of predict methods.

1- المقدمة:

التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية يعتبر من التنبوات الاقتصادية التي هي تقديرات كمية لتغيرات اقتصادية خلال فترة زمنية محددة . وتنقسم أساليب التنبؤ تبعاً لمعيار المنهجية المعتمدة على قسمين رئيسين الأول هو الأساليب غير النظامية وتعتمد على الخبرة والتجربة والتقدير الذاتي باستخدام أساليب التناظر والمقارنة وأراء ذو الشأن والخبرة , أما القسم الثاني فهو الأساليب النظامية التي تعتمد على طرق علمية وتتسم بالموضوعية وتنقسم الأساليب النظامية إلى نماذج سببية وغير سببية وتتضمن النماذج غير سببية أسلوب إسقاط الاتجاه العام وتفكيك السلاسل الزمنية الذي يعتبر احد أكثر الأساليب دقة وشيوعاً في الاستخدام .

ويعتبر التنبؤ الاقتصادي من المواضيع التي تكتسب أهمية كبيرة من خلال التنبؤ بالمتغيرات الاقتصادية التي تمكن أصحاب القرار من رسم السياسات الاقتصادية للفترات القادمة . وظهرت أساليب كثيرة للتنبؤ ومن بين ابرز هذه الطرق نماذج (ARIMA) Autoregressive integrated moving average أي نماذج الانحدار الذاتي المتكاملة مع التوسطات المتحركة وتم صياغة هذه المنهجية من قبل Box وJenkins عام 1970 ولذالك تسمى بصيغة [Box-Jenkins1] وتعتمد هذه المنهجية على دمج بين نماذج الانحدار الذاتي والتوسطات المتحركة.

وهنالك العديد من الدراسات التي استخدمت نماذج ARIMA في التنبؤ منها دراسة Shhui Deng and Bin Liu[12] للتنبؤ باستقرارية دالة الطلب على النقود في الصين , ودراسة [5] James Hansen,James Mcdonald and Ray Nelson والتي تناولت مقارنة التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام نماذج ARIMA ونماذج الشبكات العصبية Neural Network وأيضا دراسة Jeffery Wanger[6] والتي قدر فيها أفضل مستو ى للاستثمار العام باستخدام هذه النماذج.

2-هدف البحث:-

أن الهدف من هذا البحث هو دراسة نماذج بوكس -جينكنز ARIMAفي التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية لأحدى محطات توليد التابعة لمدينة بغداد. وتم استخدام البرنامج الإحصائي STATGRAPHICS في الحصول على أفضل نموذج .

3- نماذج بوكس -جينكنز

ان عملية بناء النموذج ARIMA(p,d,q) لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية واستخدامه لأغراض التنبؤ تسمى بطريقة بوكس – جينكنز اذ تعد هذة الطريقة واحدة من الطرائق العامة للتنبؤ بمختلف انواع السلاسل الزمنية (المستقرة وغير المستقرة , الموسمية وغير الموسمية) وتوجد ثلاثة نماذج احصائية لاسلوب بوكس –جينكنز وهي كالآتي:

3-1 نموذج الانحدار الذاتي

نماذج الانحدار الذاتي هي عبارة عن ارتباط المشاهدات الحالية لسلسلة الزمنية مع مشاهدات سابقة لنفس السلسلة وصيغته العامة كالاتي [1] :

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + ... + \phi_p X_{t-p} + a_t .... \quad (1)$$

حيث أن :
X:مشاهدات السلسلة
ø:معالم النموذج
P:رتبة الانحدار الذاتي
وباستخدام عامل الأرتداد الخلفي(Back Shift Operator) يمكن كتابة النموذج بالشكل الأتي :

$$\phi_{(p)}(\beta) X_t = a_t \qquad ....(2)$$

حيث ان
$\phi_{(p)}(\beta) = (1 - \phi_1\beta - \phi_2\beta^2 - ... - \phi_p\beta^p)$ وهي دالة متعددة الحدود (polynomial function)من الدرجةp في المتغير β .

2-3 نموذج الاوساط المتحركة

ان نماذج الاوساط المتحركة هي عبارة عن ارتباط مشاهدات السلسلة الزمنية الحالية مع خطأ السلسلة نفسها لمدة سابقة والصيغة العامة للانموذج هي [9]:

$$X_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - ... - \theta_q a_{t-q} .... \quad (3)$$

حيث ان
X:مشاهدات السلسلة
θ:معالم النموذج
q:رتبة الأوساط المتحركة
وباستخدام عامل الارتداد الخلفي يمكن كتابة النموذج بالشكل الأتي:

$$X_t = \theta_{(q)}(\beta) a_t \qquad ....(4)$$

إذ إنّ $\theta_{(q)}(\beta) = (1 - \theta_1\beta - \theta_2\beta^2 - ... - \theta_q\beta^q)$ وهذه هي دالة لمتعدد الحدود (polynomial function) من الدرجة (q في المتغير β).

3-3 نماذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة

نماذج الانحدار الذاتي والاوساط المتحركة هي عبارة عن ارتباط قيم السلسلة الزمنية الحالية مع القيم السابقة لسلسلة نفسها وارتباط قيم السلسلة مع خطأالسلسلة نفسها لمدة سابقة والصيغة العامة كالأتي :

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + ... + \phi_p X_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1}$$
$$- \theta_2 a_{t-2} - ... - \theta_q a_{t-q} ....(5)$$

ويرمز لنموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة(ARMA(p,q حيث ان(p,q) هما عدد معلمات النموذج , وباستخدام عامل الارتداد الخلفي ويمكن كتابة النموذج بالشكل الأتي:

$$\phi(\beta) Z_t = \theta(\beta) a_t \qquad ....(6)$$

وبعد أخذ الفرق او الفروق تتم أضافة (Integrated) الى اسم النموذج للتميز بين نوعين من النماذج, والذي يسمى النموذج المختلط غير مستقر ويرمزله بـ (ARIMA(p,d,q وصيغتة العامة هي :

$$\phi(\beta) \nabla^d X_t = \phi(\beta)(1-\beta)^d X_t = \theta(\beta) a_t \qquad ....(7)$$

حيث أن
X: مشاهدات السلسلة
θ،ø:معالم النموذج
d:درجة الفرق للجزء غير الموسمي
∇ :عامل الفروق

واذا عوضنا عن ∇X_t^d بـ (W_t) فان نموذج ARIMA(p,d,q) لسلسلة(X_t) يتحول الى نموذج ARMA(p,q)لسلسلة (w_t)

أي أن $\phi(\beta)W_t = \theta(\beta)a_t$

لذلك فان كافة المفاهيم النظرية لنماذج ARMA(p,q) نستطيع تطبيقها على نماذج ARIMA(p,d,q).

4-منهجية بوكس-جينكنز

ان منهجية بوكس-جنكنز ذات الأنتشار الواسع في تحليل وبناء نماذج السلاسل الزمنية توفر نموذج تنبؤ حصين Robust Forecasting Model يعكس سلوك السلسلة الزمنية ، ويجب توفر على الأقل (50) مشاهدة لتحليل وبناء نموذج للسلسلة الزمنية ، ومن ثم تشخيص السلسلة الزمنية .

4-1- استقرارية السلسلة الزمنية:-

الأستقرارية معناها هو عدم وجود نمو في البيانات ، اي ان تكون البيانات منتشرة حول وسط ثابت لا يعتمد على الزمن {$E(X_t)=\mu$} لها تباين ثابت اي كمية ثابتة خلال الزمن {$VAR(X_t)=\sigma_x^2$}[11] .

ويمكن ملاحظة الأستقرارية للسلسلة الزمنية من خلال معامل الأرتباط الذاتي فإذا كانت معاملات الأرتباط الذاتي تنحدر بأتجاه الصفر بعد الأزاحة الثانية يقال عندئذ ان السلسلة الزمنية مستقرة ، اما عدم الأستقرارية فهي عدم تحقق أي من الشروط آنفة الذكر وان معامل الأرتباط يأخذ قيم كبيرة لمدة من الزمن .

ولجعل السلسلة الزمنية مستقرة حول وسط حسابي ثابت فيمكن أجراء تعديل الفروق Differences إذ الفرق من الدرجة (d) يمثل بالمعادلة :

$$\nabla^d X_t = (1-B)^d X_t ....(8)$$

والمعادلة التالية تحل الفرق للجزء الموسمي للسلسلة الزمنية الموسمية :

$$\nabla_S^D X_t = (1-B^S)^D X_t ....(9)$$

اما اذا كانت السلسلة الزمنية غير مستقرة بالتباين فيمكن أخذ اللوغاريتم او اخذ الجذر التربيعي للسلسلة الزمنية او اي تحويلات تلائم السلسلة الزمنية .

وبصورة عامة تكون السلسلة الزمنية مستقرة إذا كانت الخصائص الأحتمالية لها لاتتأثر بالزمن ، أو غير مستقرة إذا تأثرت خصائصها الاحتمالية بالزمن.

4-2- تشخيص النموذج

تعد مرحلة تشخيص االنموذج من المراحل المهمة والصعبة للوصول للنموذج الملائم، إذ الخطوة الاولى لهذه المرحلة، هي رسم السلسلة الزمنية الاصلية للتعرف على خصائصها ثم اختبار السلسلة الزمنية لمعرفة مدى حاجتها الى التحويل لعدم استقراريتها حول الوسط والتباين.

أي إن المهمة الرئيسة لهذه المرحلة هي التشخيص واختبار النموذج الافضل، الذي يمثل السلسلة الزمنية من النماذج العامة ARMA(p,q) او ARIMA(p,d,q) وأن عملية التشخيص هنا تمت عن طريق دراسة سلوك دالتي ألارتباط الذاتي وألارتباط الذاتي الجزئي على وفق الجدول الأتي:

جدول (1) يوضح كيفية تشخيص نموذج السلسلة الزمنية

النموذج	دالة الأرتباط الذاتي	دالة الأرتباط الذاتي الجزئي
AR(p)	أسي	يقطع بعد p من الأزاحات
MA(q)	يقطع بعد q من الأزاحات	أسي
ARMA(p,q)	أسي	أسي

وهناك طرائق أخرى لتشخيص النموذج وتحديد رتبة النموذج المحدد ومنها معيار معلومات اكياكي Akaike Information Criterion (AIC) ومعيار معلومات بيزBayesian Information Criterion(BIC) وكذلك رسم دالتي ألارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي يمكن ان تستعمل لتحديد رتبة النموذج.

4-3- تقدير معلمات النموذج

لتقدير معلمات النموذج هناك طرائق منها ، تعتمد على معرفة التوزيع الأحتمالي للسلسلة الزمنية ، ومن هذه الطرائق : طريقة الأمكان الأعظم التامة وطريقة الأمكان الأعظم التقريبية ، وهناك طرائق لاتعتمد على معرفة التوزيع الأحتمالي للسلسلة الزمنية ، وهي طريقة المربعات الصغرى , وتستخدم البرامجيات الجاهزة الكفوءة لهذا الغرض .

4-4-أختبار ملائمة النموذج المشخص

في عام1970أقترح كلٌ من (Box and Jenkins) لنموذج ARIMA(p,d,q)

أختبار سمي (Q-Statistic) الذي يبين ان معاملات الأرتباط الذاتي للأخطاء(البواقي) (Autocorrelation Function) تتوزع χ^2 وكالآتي:

$$Q_{B-p} = n\sum_{k=1}^{m} \hat{\rho}_k^2 (a) ....(10)$$

وإن :

n : يمثل عدد المشاهدات للنموذج المشخص.

بحيث أن : n= N- d .

N : عدد المشاهدات الاصلية للسلسلة الزمنية.

d : يمثل الفروق المأخوذة لتحقيق الاستقرارية للسلسلة حول متوسطها.

حيث نقارن القيمة المحسوبة مع χ^2 الجدولية وبدرجة حرية (m-p-q) فأذا كانت

$$Q_{B-p} < \chi^2 (m-p-q-d,\alpha)........(11)$$

دل ذلك على ان الفروق غير معنوية ومعاملات الأرتباط الذاتي للخطأ عشوائي تمثل تشويشاً ابيض (whitenoise)إذ أن الخطأ يمثل متغيرات عشوائية لها وسط حسابي مقداره صفر وتباين ثابت, وهذا يدل على أن النموذج المشخص ملائم.

4-5-التنبؤ

من الأهداف المهمة في تحليل السلسلة الزمنية هو التنبؤ بقيمها المستقبلية حتى وإن كان الغرض النهائي منه نمذجة السلسلة الزمنية للسيطرة أو التنفيذ , وحالما يصبح النموذج مشخصا،ومقدرا،وملائما يستخدم لتوليد التنبؤ, أي بعد الحصول على النموذج (ARIMA) الملائم لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية فإنّ هذا النموذج يستخدم للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية, والتنبؤ وفق هذه الطريقة هو عبارة عن التوقع الشرطي Conditional Expectation في المدة (t + L) عند الزمن t ،[10] حيث :

$$\hat{x}_t(L) = E[X_{t+L} \mid X_t, X_{t-1}, X_{t-2}, ...] \text{ -------------- } (12)$$

فإذا كأن ألنموذج الملائم والذي تمّ التوصل اليه عن طريق المراحل السابقة هو ARIMA(p.d.q) فإننا نستطيع التنبؤ بالقيم المستقبلية الى *(L=1, 2, ..)* فترة قادمة وباستخدام صيغة معادلة الفروق Difference equation form لهذا الأنموذج وكما يأتي:

$$\phi(\beta) X_t = \theta(\beta) a_t \qquad ....(13)$$

حيث أن $\phi_{(p+d)}(\beta) = \phi(\beta)(1-\beta)^{-1} = (1-\phi_1\beta - ..... - \phi_{p+d}\beta^{p+d})$ ويسمى بمعامل الانحدار الذاتي غير المستقر من الدرجة *(p+d)*.

ويمكن كتابة المعادلة (13) عى النحو الآتي:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + ... + \phi_{p+d} X_{t-p-d} - \theta_1 a_{t-1} - ..... - \theta_q a_{t-q} + a_t \qquad ....(14)$$

وبكتابة المعادلة (14) عند الفترة *(t+L)* واخذ التوقع الشرطي عند الفترة *(t)* نحصل على معادلة التنبؤ عند زمن الاصل *(t)*والى *(L=1, 2, ...)* فترة تنبؤية. أي أنّ

$$E_t(X_{t+l}) = \hat{x}_t(L)$$
$$= \phi_1 E_t(x_{t+L-1}) + ... + \phi_{p+d} E_t(x_{t+L-p-d}) - \theta_1 E_t(a_{t+l-1}) - ..... - \theta_q E_t(a_{t+L-q}) + E_t(a_{t+L}) \quad .....(15)$$

5-تقييم اداء طرائق التنبؤ

بعد القيام بعمليات التنبؤ تأتي مرحلة تقييم اداء طرائق التنبؤ لمعرفة اي النماذج هو الأفضل من خلال استخدام مقاييس خطأ التنبؤ ، إذ ان خطأ التنبؤ هو عبارة عن الفرق بين مشاهدات السلسلة الحقيقية والقيم التقديرية للسلسلة الزمنية[2],[3],[4],[8]:

$$e_t = X_t - \hat{X}_t$$

(5-1)المقاييس التي تقيم اداء طرائق التنبؤ

متوسط مربع الخطأ Mean Square Error

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} e_t^2 ....(16)$$

متوسط مطلق الخطأ Mean Absolute Error

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|e_t|.........(17)$$

متوسط مطلق الخطأ المئوية Mean Absolute Percentage Error

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{e_t}{X_t} * (100)\right|........(18)$$

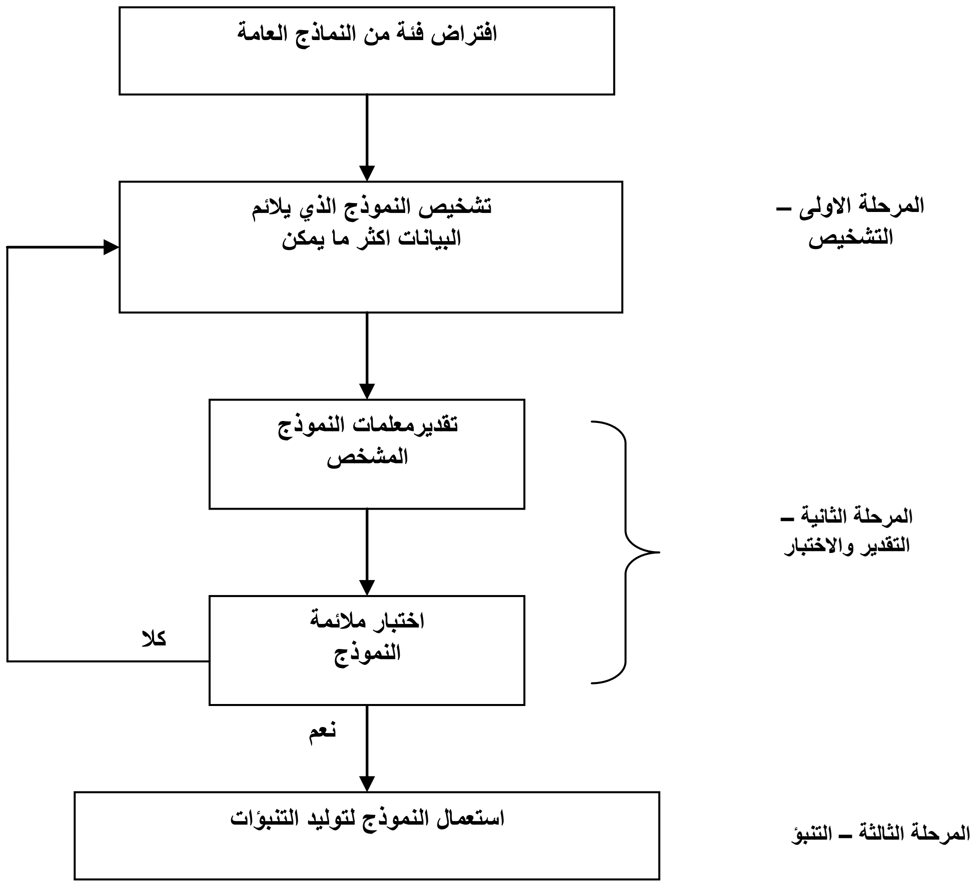
متوسط الخطأ Mean Error

$$ME = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}e_t.........(19)$$

متوسط الخطأ المئوية Mean Percentage Error

$$MPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\frac{e_t}{X_t} * (100).......(20)$$

ويمكن توضيح مراحل بناء النموذج حسب منهجية بوكس-جينكز في التنبؤ كما في المخطط الاتي



6- التطبيق العملي

البيانات الآتية تخص السلسلة الزمنية لأنتاج الطاقة الكهربائية خلال (69)شهراً لستة سنوات (2007-2012) و وحدة القياس المستخدمة (كيلو وأط) لأحدى محطات التوليد (محطة القدس) التابعة لمدينة بغداد.

جدول رقم(2)البيانات تمثل أنتاج الطاقة الكهربائية لكل شهرللسنوات(2007-2012)

الأشهر / السنة	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2007	17276800	128386400	196251900	185973500	129261400	175737800	196573100	192156850	197884150	135686200	135683600	199514700
2008	142412700	131711700	130372800	114898900	138463200	149929700	181456380	195238400	76206200	84351700	76206200	199514700
2009	176326600	201865040	206327130	184737000	184448560	173999000	183354640	195731300	177874900	193680240	160096240	172513340
2010	3396684240	199449010	217379090	223557500	296196210	277586870	316534300	322943400	309039700	298132921	277196850	323345550
2011	291274422	275219370	261928220	288383230	333969030	345933109	343116100	341527200	318376900	322465500	309550290	327231100
2012	339668420	324381970	364062100	336161900	305208200	332962890	327283000	343708000	314490000			

7- التنبؤ بنماذج ARIMA:-

تم أفتراض عدة نمأذج منها

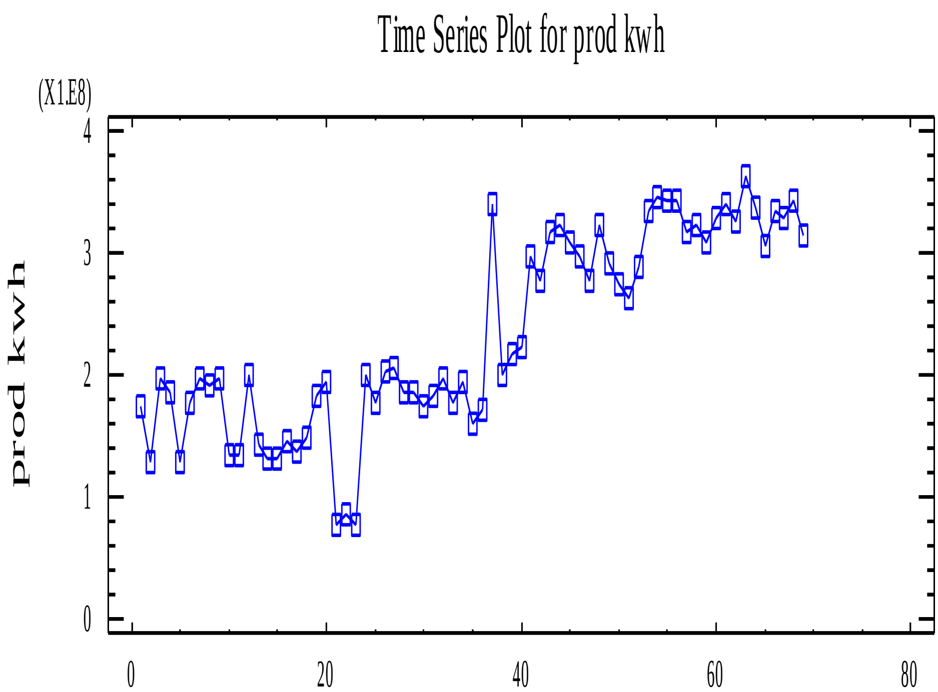
ARIMA(1,0,0) -1

ARIMA(1,0,1) -2

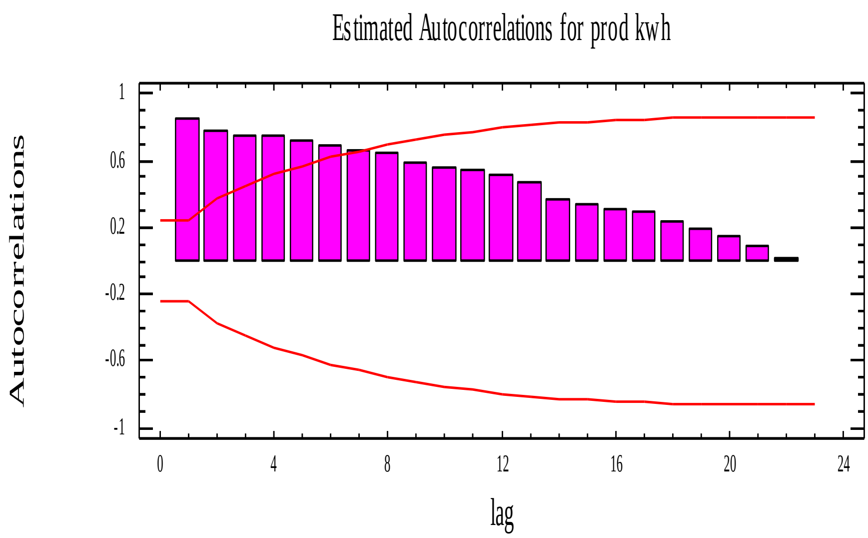
-3ARIMA(1,0,2)

لقيام بعملية التنبؤ لنماذج لابد من رسم السلسلة الزمنية الأصلية (رسم مشاهدات السلسلة الزمنية قيد الدراسة) للتعرف على خصائصها ثم أختبار السلسلة الزمنية لمعرفة مدى حاجتها الى تحويل لعدم استقراريتها وتم رسم دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي لمعرفة استقراريتها بأستخدام الحاسب الألكتروني وبالاعتماد على البرنامج الأحصائي Statgraphics.

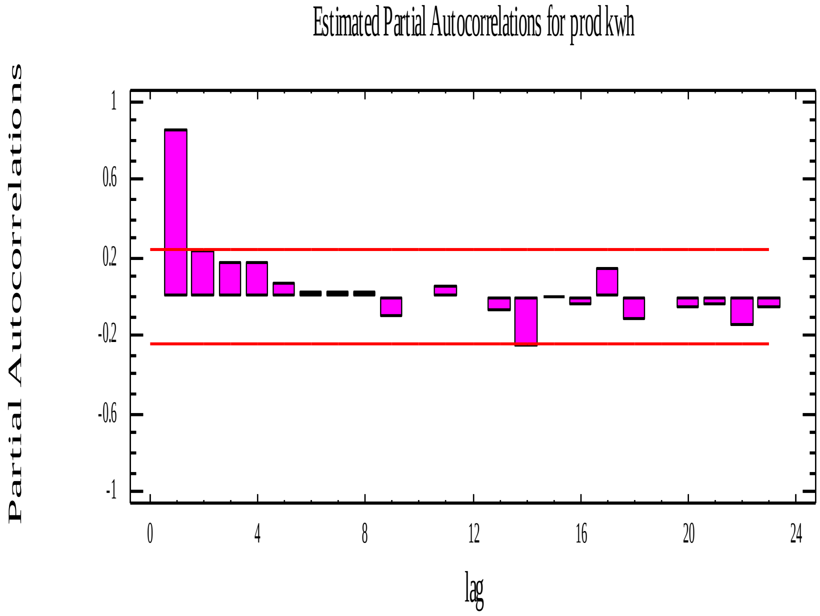
شكل ر قم (1) يمثل السلسلة الزمنية لأنتاج الطاقة الكهربائية في محطة القدس للفترة من 2007 الى 2012



شكل رقم (2) دالة الارتباط الذاتي



شكل رقم (3) دالة الارتباط الذاتي الجزئي



يتضح أن دالة الارتباط الذاتي تتناقص أسياً وتقترب من الصفر . وهو دليل على استقرار السلسلة

-7-1ARIMA(1,0,0)

Estimation

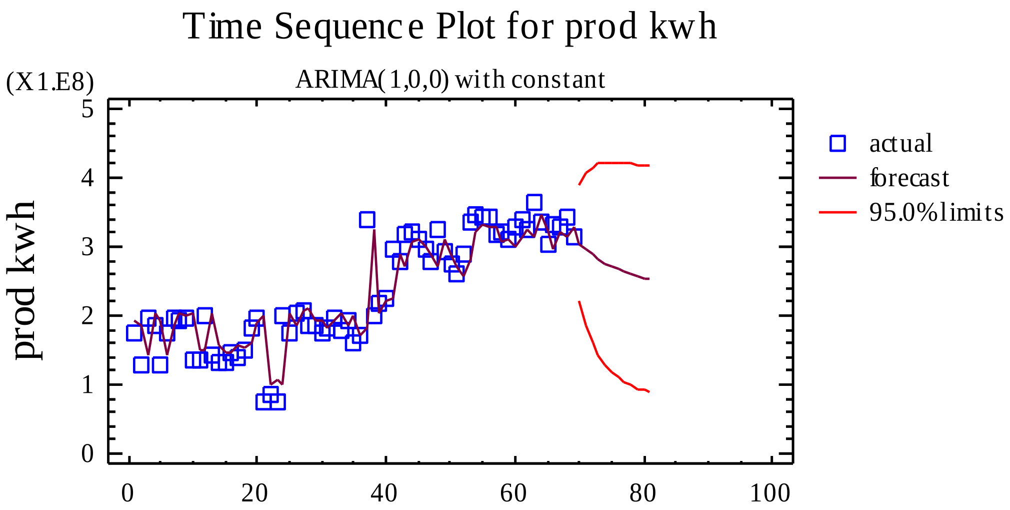
Statistic	period
MSE	1.78158E15
MAE	2.77226E7
MAPE	15.0721
ME	645464.0
MPE	-4.54233

ARIMA Model Summary

Parameter	Estimate	Stnd.Error	t	p-value
AR(1)	0.86283	0.0628256	13.7337	0.000000
Mean	2.39902E8	3.477E7	6.89969	0.000000
Constant	3.29075E7			

من نتائج التقديرنجد ان قيمة øالمقدرة تساوي(0.86283) ونلاحظ ان معامل AR(1) يكون معنوي أحصائيا لان قيمة P-value تساوي (o.oooooo) تكون أصغر من قيمة χ^2 عند مستو ى معنوية (0.05) وبذلك يكون النموذج ARIMA(1,0,0) ملائم, وتم ايجاد المقاييس التي تقيم أداء طرائق التنبؤ لهذا النموذج .

شكل رقم (4) القيم الحقيقية و المتنبأ بها للنموذج ARIMA(1,0,0)



2-7- ARIMA(1,0,1)

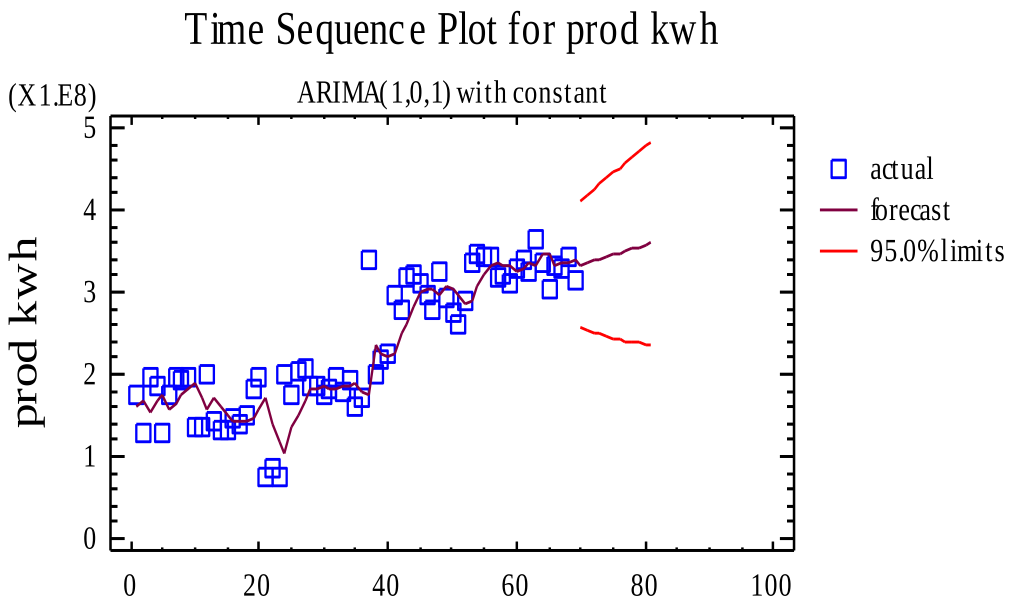
Statistic	Estimation period
MSE	1.50932E15
MAE	2.75924E7
MAPE	14.8987
ME	4.40734E
MPE	-1.7950

ARIMA Model Summary

Parameter	Estimate	Stnd.Error	t	p-value
AR(1)	1.01224	0.0175735	57.600	0.000000
MA(1)	0.656561	0.09954	6.59595	0.000000
Mean	1.52311E8	4.65632E7	3.27106	0.001705
Constant	-1.86451E6			

من نتائج التقدير نجد أن قيمةϕالمقدرة تساوي (1.01224) وقيمة θ المقدرة تساوي(0.656561) ونلاحظ أن معامل AR(1) ومعامل MA(1) يكونا معنويان أحصائيا لأن قيمة P-value لكل منهما تساوي(0.000000) وهي أصغر من قيمة χ^2 عند مستوى معنوية (0.05) وبذلك يكون النموذج ARIMA(1,0,1) ملائم للتنبؤ.

شكل رقم (5) القيم الحقيقية و المتنبأ بها للنموذج ARIMA(1,0,1)



ARIMA(1,0,2) -7-3

Estimation

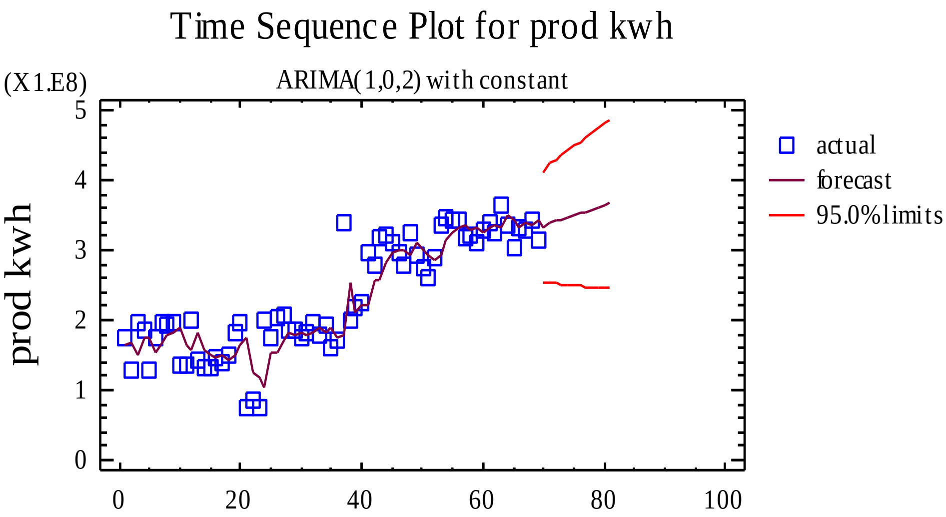
Statistic	period
MSE	1.49347E15
MAE	2.71183E7
MAPE	14.6052
ME	3.93334E6
MPE	-1.9674

ARIMA Model Summary

Parameter	Estimate	Stnd.Error	t	p-value
AR(1)	1.01264	0.0163027	62.1148	0.000000
MA(1)	0.561357	0.124665	4.50293	0.000029
MA(2)	0.126213	0.125575	1.00507	0.318588
Mean	1.29364E8	5.98567 E7	2.16123	0.034367
Constant	-1.63473E6			

من نتائج التقدير نجد ان قيمة ∅المقدرة تساوي (1.01264) وقيمة θ الأولى ا المقدرة تساوي (0.561357) وقيمة θ الثانية ا المقدرة تساوي (0.126213) ونلاحظ أن معامل AR(1) ومعامل MA(1) يكونا معنويان أحصائيا لأن قيمة P-value لكل منهما على التوالي تساوي(0.000000), (0.000029) وهي أصغرمن قيمة χ^2 عند مستوى معنوية (0.05) وكذلك بالنسبة الى معامل MA(2) يكون معنوي لان قيمة P-value تساوي(0.318588) وبذلك يكون النموذج ملائمللتنبؤ.

شكل رقم (6) القيم الحقيقية والمتنبأ بها للنموذج ARIMA(1,0,2)



8-المقاييس التي تقيم اداء التنبؤ

جدول رقم (3) مقايس أداء التنبؤ لاختيار افضل نموذج للتنبؤ

ARIMA(1,0,2)	ARIMA(1,0,1)	ARIMA(1,0,0)	المقاييس
1.4935	1.5093	1.7815	MSE
2.7118	2.7592	2.7722	MAE
14.6052	14.8987	15.0721	MAPE
-1.9674	-1.79504	-4.5423	MPE

نلاحظ ان النموذج ARIMA(1,0,2) يكون أفضل نموذج للتنبؤ بالقيم المستقبلية لانه امتلك اقل متوسط مربع الخطأ MSE ومتوسط مطلق الخطأ MAE من النموذجين ARIM(1,0,1) وARIMA(1,0,0)

9- استخدام النموذج ARIMA(1,0,2) في التنبؤ .

وعند تطبيق نماذج ARIMA على السلسلة الزمنية لأنتاج الطاقة الكهربائية تبين أن النموذج ARIMA(1,0,2) كان أفضل نموذج للتنبؤ من النموذجين الآخرين من خلال مقاييس أداء التنبؤ وبذلك يمكن استخدام هذا النموذج للتنبؤ بانتاج الطاقة الكهربائية لـ (12) شهر قادما .

القيم المتنبأ بها لـ (12) شهر قادماً

Period Forecast

--

70 3.1449E8

71 3.1449E8

72 3.1449E8

3.1449E8 73

3.1449E874

75 3.1449E8

76 3.1449E8

77 3.1449E8

3.1449E8 78

3.1449E879

80 3.1449E8

81 3.1449E8

من نتائج القيم المتنبأ بها نلاحظ أن قيمة أنتاج الطاقة الكهربائية ثابتة لأن التنبؤ لفترة قريبة لمدة أشهر والبيانات حقيقية لذلك تظهر النتائج متقاربة جداً أو متساوية.

10- الاستنتاجات :-

1– ان نماذج بوكس –جينكز تستخدم في حالات السلسلة الزمنية المستقرة وكذلك السلسلة الزمنية غير مستقرة بعد ان يتم تحويلها الى سلسلة مستقرة .

2- تناسب طريقة بوكس –جينكز السلاسل الزمنية المعقدة وحالات التنبؤ التي توجد فيها انماط مختلفة في أن واحد مما يؤدي الى اكتشاف نموذجاً ملائماً للبيانات .

3- ان السلاسل الزمنية لانتاج الطاقة الكهربائية من (2007) الى (2012) لها نموذج من نوع ARIMA(1,0,2) هو أفضل نموذج تم اختياره على ضو ء البيانات الحقيقية.

المصادر

[1]Box G,(1970)″Time Series Analysis ,Forecasting and Control″ San Francisco, Holden

[2] David Anderson ,Dennis Sweeney and Thomas William″Quantitative Methods for Business 2001″South Western college Publishing ,Ohio,p173

[3] Donald Harnett and James Horriel (1998)″Data,Statistics and decision models with Excel″ John and sons ,New York,p368

[4]Gerald Keller and Brian Worrack (1997)″Statistics For Management and Economic″ Cole publishing Company ,New York ,, p 923

[5]James Hansen, James Mcdonald and Ray Nelson (1999)″Time series Prediction with genetic – algorithm designed neural net work ,an empirical comparison with modern statistical models ″ Journal Computational Intelligence,Vol .15No.3,pp-171-18

[6] Jeffery Wamger (2000)″Estimation the optimal scale of public investment ,the case low-level Radioactive waste disposal facilities″ Journal of Regulatory Economics,Vol.17No.2,pp173-188

[7] John Hanke and Arthur Reitsch(1991)″Understanding Business Statistics″ Richard D.lrwn Inc ,Boston,p 718.

[8]- Lawrence ,J.A., Pasternack ,B.A.,(1998)," Applied Management Science",John Wiley – Sons .

[9]-Makridakis,S.,Wheelwright,S.C.and Hyndman,R.J.,(1998),"Forecasting Methods and Application″

[10]- Montgomery,D.C.,Johnson,L.A.,(1976),″Forecasting and Time Series Analysis ″, McGraw - Hill

[11] Regina Kaiser and Agustin M aravall″Notes on time series analysis Arima models and Signal Extraction" Banco, Spanish , without date. p6

[12] Suhui Deng and Bin Liu ″Modeling and Forecasting demand for money in China(1999) ,cointegration and nonlinear analysis″Journal of Annals Operation Research Vol .87, pp 177-189