

مقارنة بين طرائق التنبؤ لسلسلة حمل الذروة اليومي للطاقة الكهربائية في مدينة الموصل

إيمان إبراهيم غانم**

د. صفاء يونس الصفاوي*

المستخلص

لقد أُولى تحليل السلاسل الزمنية اهتماماً كبيراً للتنبؤ وتم اقتراح العديد من الأساليب لغرض إجراء التنبؤ. ونظراً لأهمية التنبؤ بطرائقه المختلفة جاء هدف هذا البحث المتمثل بإجراء مقارنة بين طريقة بوكس - جينكنز، وطرائق التمهيد الأسّي في التنبؤ والمفاضلة بينهم بالاعتماد على معايير متوسط مربعات الخطأ (MSE) ومتوسط الخطأ المطلق (MAE) ومتوسط النسبة المئوية للخطأ ($MAPE$)، للتنبؤ بالقيم المستقبلية لنماذج السلاسل الزمنية الموسمية وكان النموذج المقترح والملائم لبيانات السلسلة الزمنية هو $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)$ ، وقد تم تطبيقه على بيانات سلسلة زمنية تمثل حمل الذروة اليومي للطاقة الكهربائية في مدينة الموصل.

A Comparison between forecasting methods of daily peak load series for electrical power in Mosul

Abstract

Time series analysis gives a great importance to predict and many of the methods proposed for the purpose of forecasting. In view of the importance of accession deviation it was different of the goal of this research for a comparison between the Box-Jenkins method and Exponential Smoothing methods and compare the standard based on the mean square error (MSE) and mean absolute error (MAE) and mean absolute percentage error ($MAPE$), to assume the future values of the seasonal time series models and the model of suggested and fitting for time series data is $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)$ and has been applied to the observations represent daily of peak load for electric power in Mosul.

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

** باحثة / قسم الإحصاء والمعلوماتية / كلية علوم الحاسوب والرياضيات / جامعة الموصل

المقدمة:

تتمتع السلاسل الزمنية بأهمية واسعة في مجال البحث العلمي ، إذ إنها تمثل سلوك وطبيعة التغيرات التي تحدث لظاهرة معينة خلال فترة زمنية محددة وبالتالي الاستفادة منها في التخطيط والتنبؤ. إن المنهجية التي قدمها العالمان بوكس وجينكنز في مطلع السبعينات من القرن العشرين والتي أصبحت منذ ذلك الوقت الأداة الأكثر قبولاً وشيوعاً في الأوساط العلمية والنظرية والتطبيقية إذ أثبتت هذه المنهجية بأن لها كفاءة عالية في نمذجة البيانات الزمنية والتنبؤ بها.

كذلك فإن طرائق التمهيد الأسي من الطرائق الشائعة في التنبؤ حيث يعد موضوع التمهيد من الإجراءات الإحصائية المهمة التي تعالج التشويش أو الأخطاء العشوائية ، ويمكن تعريف التمهيد بأنه عملية صقل أو تعميم البيانات التي فيها تشويش وهو نوع من أنواع عملية التقدير التي أثبتت نجاحها من خلال دراسة الحالات التي تعتمد أو تتغير مع الزمن. (الطائي، 2004) ، (شعراوي، 2005) ، (Makridkis, 1978)

الجانب النظري:

1. طريقة بوكس - جينكنز (الطائي، 2003) ، (جميل، 2007)

هناك عدة مراحل لبناء أي نموذج من نماذج بوكس - جينكنز ومن هذه المراحل :

1.1 التشخيص: وهي المرحلة الأكثر أهمية في بناء النموذج وتعتمد على بيانات السلاسل المعطاة في الدراسة وهذا يتطلب معرفة جيدة بقيم النماذج لدوال الارتباط الذاتي (ACF) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) ، وتتمثل مرحلة التشخيص في اختيار النموذج الملائم للبيانات المأخوذة ، وأولى خطوات مرحلة التشخيص هي رسم بيانات السلسلة الزمنية لفحص وجود الاتجاه الموسمي والتباين غير الثابت ، تُستخدم طائق التحويل للسلسلة غير المستقرة حول التباين والوسط إلى سلسلة مستقرة ومن هذه التحويلات التحويل اللوغارتمي (إذا كان التباين غير ثابت) وطريقة الفروق (إذا كان الوسط غير ثابت) والخطوة الثانية هي حساب (ACF) و (PACF) للسلسلة التي تم تحويلها في الخطوة الأولى وفحص (ACF) و (PACF) لتحديد فيما إذا كانت السلسلة تحتاج إلى اخذ فرق ثاني ، ومن ثم تحديد p, q في النموذج المختلط للبيانات من خلال دالتي (ACF) و (PACF) وقد يواجه الباحث بعض الصعوبات في تحديد النموذج ومرتبته وهذا يؤدي إلى ظهور أكثر من نموذج لتمثيل السلسلة الزمنية مما يؤدي إلى اختيار عدة نماذج من قبل الباحث ويختار النموذج الملائم لبياناته.

1.2 تقدير معلمات النموذج: هناك عدة طائق لتقدير معلمات النموذج ومن هذه الطائق طريقة المربعات الصغرى.

1.3 اختيار النموذج: لأختيار افضل نموذج من بين النماذج المقدرة هناك عدة معايير، ومن هذه المعايير:-

معيار معلومات أكاي *Akaike Information Criterion*

$$AIC(M) = n \ln \sigma^2 + 2M \quad \dots (1)$$

معيار معلومات بيز لشوارتز *Schwartz's Bayesian Information Criterion*

$$SBIC(M) = n \ln \sigma^2 + M \ln n \quad \dots (2)$$

اذ ان M : عدد المعلمات في النموذج (الطائي، 2003)

1.4 اختبار معلومات النموذج والفحوص التشخيصية :

يُحدد في هذه المرحلة مدى معنوية المعلومات المُقدّرة للنموذج المُوفق وهل هي ضرورية ببقائها في النموذج أم انها غير معنوية و وجودها غير ضروري وحينئذٍ يجب حذفها من النموذج لأنها لا تختلف عن الصفر مع ملاحظة رسم دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج وهل إنها تمثل سلسلة تشويش ابيض أم لا.

1.5 التنبؤ:

إن التنبؤ للسلاسل الزمنية يفترض بان السلسلة الزمنية هي مجموعة أنماط وبعض أخطاء عشوائية وان الهدف من التنبؤ هو فصل النمط عن الخطأ من خلال فهم اتجاه نمط البيانات في زيادته الطويلة المدى أو نقصانه وموسميته أي التغيير الذي سببته عوامل موسمية، الغرض من التنبؤ هو تقليل المخاطر في اتخاذ القرار، لذا فان خصائص أداء النموذج يجب ان تُحقق بمقارنة توقعاته بالبيانات التاريخية للظاهرة المدروسة فكلما كانت نسبة الخطأ قليلة كان التنبؤ دقيقاً. (Kalekar, 2004)

وهناك العديد من المعايير المستخدمة لحساب اداء التنبؤ منها: (Liu, 2006)(Muttar, 2008)

1. متوسط مربعات الخطأ (Mean Squared Error)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n} \quad \dots (3)$$

2. متوسط الخطأ المطلق (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{n} \quad \dots (4)$$

3. متوسط النسبة المطلقة للخطأ (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|(y_t - \hat{y}_t)|}{y_t} \right) * 100, (y_t \neq 0) \quad \dots (5)$$

فكلما كانت قيمة هذه المقاييس قليلة دل ذلك على اقتراب القيم المتنبأ بها من القيم الحقيقية لبيانات سلسلة الظاهرة .

2. طرائق التمهيد الأسّي:

تعد طرائق التمهيد الأسّي في السلاسل الزمنية من الطرائق المهمة في عملية بناء نماذج السلاسل الزمنية والتنبؤ بمستقبل الظاهرة المدروسة ، ولقد صنف (Pegels,1969) طرائق التمهيد الأسّي المختلفة بحيث ان كل طريقة تصنف كي تكون مناسبة للسلسلة وقد وسّع (Hyndman, 2002) مؤخراً هذا التصنيف كي يتضمن اتجاهات مضافاً متضائلاً إما مع اللاموسمية أو مع الموسمية المضافة أو مع الموسمية المضاعفة. ومن بين الطرائق المختلفة طريقة التمهيد الأسّي المنفرد (البسيط) وطريقة Holt-Winters .

(Taylor,2003a) ، (محمد، 2011)

2.1 طرائق التمهيد غير الموسمية:

1.2.1 طريقة التمهيد الأسّي المنفرد: تعد من أسهل طرائق التمهيد والصيغة العامة لها:

$$S_t = \alpha y_t + (1 - \alpha) S_{t-1} \quad ; \quad 0 < \alpha < 1 \quad \dots (6)$$

2.2.1 طريقة التمهيد الأسّي المزدوج لهولت: يمكن تمهيد مكونات السلسلة الزمنية

$y_1, y_2, \dots, y_n$ ولثابتي تمهيد المستوى والاتجاه $0 < \alpha < 1$ و $0 < \gamma < 1$ على التوالي كما يأتي:

$$S_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad , t = 1, 2, \dots, n \quad \dots (7)$$

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad \dots (8)$$

إذ أن:

y_t : قيمة المشاهدة عند الزمن t .

S_t : تمهيد المستوى في الفترة t .

S_{t-1} : تمهيد المستوى S للفترة الماضية $(t-1)$.

b_t : الاتجاه وهو تقدير مُمهد لمعدل النمو في نهاية كل فترة .

ومعادلة التمهيد (التنبؤ) تكون بالصيغة الآتية: - (بري، 2002)

$$\hat{y}_t = S_t + b_t t \quad , t = 1, 2, \dots, n \quad \dots (9)$$

2.2 طرائق التمهيد الأسّي الموسمية: (يونس و الدباغ، 2011)

يتم أولاً تحديد القيم المثلى للمعاملات (α, γ, δ) والتي يكون اختيارها عن طريق

الحصول على القيمة الأقل لمتوسط مربعات انحرافات أخطاء التنبؤ (Mean Square (MSD

Deviation وهو يشبه الى حد كبير المقياس MSE في حساب الخطأ لنماذج الانحدار وهو شائع الاستخدام لمعرفة دقة القيم المقدرة لبيانات السلسلة وحسب وفق الصيغة الآتية:-

$$MSD = \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n} \quad \dots (10)$$

اذ ان:- y_t : القيم المشاهدة و $\hat{y}_t$: القيم التقديرية (الممهدة).

1.2.2 طريقة Holt-Winters الموسمية المضافة (Additive)

وتتمثل هذه الطريقة بالمعادلات الأساسية الآتية:-

$$Level \quad S_t = \alpha(y_t - I_{t-s}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1}) \quad \dots (11)$$

$$Trend \quad T_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad \dots (12)$$

$$Seasonality \quad I_t = \delta(Y_t - S_t) + (1 - \delta)I_{t-s} \quad \dots (13)$$

$$\hat{y}_t(K) = S_t + KT_t + I_{t-s+K} \quad \dots (14)$$

اذ ان: α ، γ ، δ : معلمات تمهيد المستوى والاتجاه والموسمية على التوالي.

$\hat{y}_t(K)$: التنبؤ بـ K خطوة للأمام K-step-ahead forecast .

K : طول مسافة التنبؤات حيث أن $K = 1, 2, \dots$.

I_{t-s+K} : تمهيد المركب الموسمي للفترة $t + K$.

إيجاد القيم الأولية لـ Holt-Winters الموسمية المضافة:

1. القيمة الأولية لمركبة المستوى Level :

$$S_0 = \frac{1}{s}(y_1 + y_2 + \dots y_s) \quad \dots (15)$$

إذ يستخدم موسم واحد فقط .

2. القيمة الأولية لمركبة الاتجاه Trend :

$$T_0 = \frac{1}{s} \left(\frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \frac{y_{s+2} - y_2}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right) \quad \dots (16)$$

إذ من الملائم ان يؤخذ موسمان كاملان 2S period

3. القيم الأولية لعوامل الموسمية *Seasonal factors*: (Makridakis et al. ,1998)

$$I_1 = y_1 - S_s , \quad I_2 = y_2 - S_s , \dots , I_s = y_s - S_s \quad \dots (17)$$

2.2.2 طريقة Holt-Winters الموسمية المضاعفة (Multiplicative)

مقارنة بين طائق التنبؤ لسلسلة حمل الذروة اليومي للطاقة الكهربائية في مدينة الموصل

تستخدم في هذه الطريقة المعادلات الآتية:-

$$\text{Level } S_t = \alpha \left(\frac{y_t}{I_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1}) \quad \dots (18)$$

$$\text{Trend } T_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad \dots (19)$$

$$\text{Seasonality } I_t = \delta \left(\frac{y_t}{S_t} \right) + (1 - \delta)I_{t-s} \quad \dots (20)$$

$$\hat{y}_t(K) = (S_t + KT_t)I_{t-s+K} \quad \dots (21)$$

الفرق الوحيد بين الطريقتين (المضافة والمضاعفة) هو أنَّ المؤشرات الموسمية بالطريقة المضاعفة تُضرب وتُقسم بدلاً من أن تُضاف وتُطرح كما في الطريقة المضافة (Taylor , 2003b)

إيجاد القيم الأولية لـ Holt-Winters الموسمية المضاعفة:

ان القيم الأولية للمستوى S_0 وللتجاه T_0 يتم إيجادهما بالطريقة الخاصة بالصيغ نفسها. أما القيم الأولية لعامل الموسمية فتحسب كالاتي : (Makridakis & McGee , 1983)

$$I_1 = \frac{y_1}{S_s}, I_2 = \frac{y_2}{S_s}, \dots, I_s = \frac{y_s}{S_s} \quad \dots (22)$$

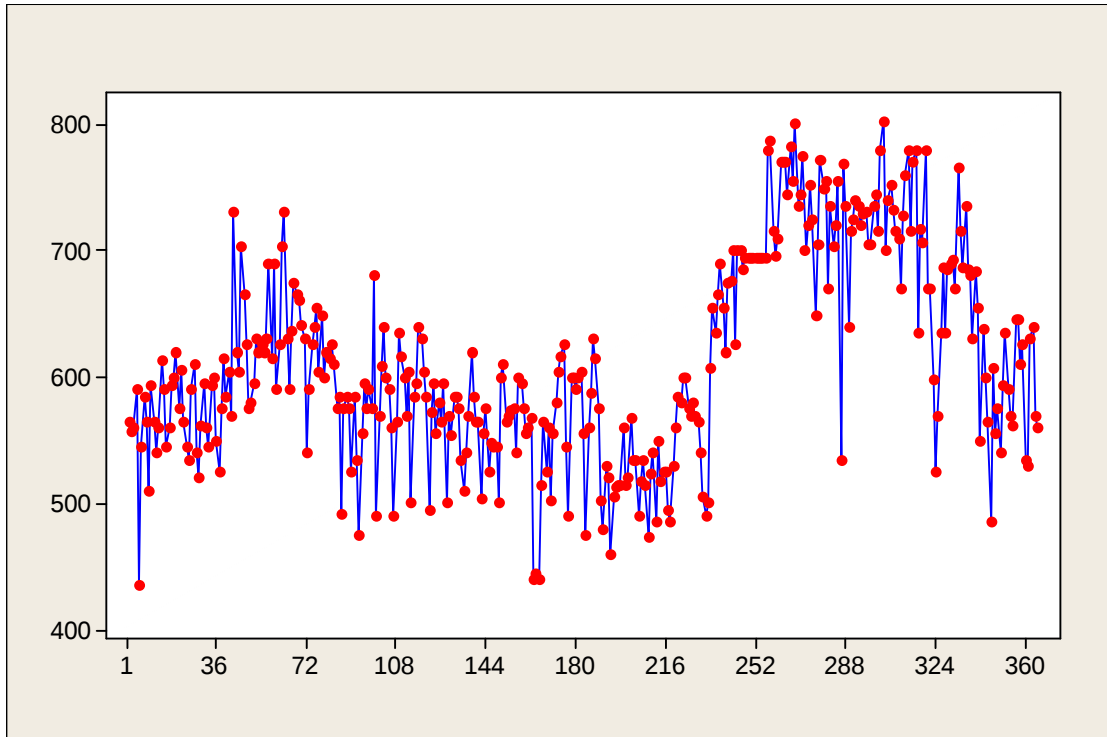
الجانب التطبيقي:

استخدمت السلسلة الزمنية الخاصة بحمل الذروة اليومي للطاقة الكهربائية لإحدى مناطق مدينة الموصل وللفترة من 1/4/2010 ولغاية 31/3/2011 (لمدة سنة) أي مايعادل $n=365$ يوم وكان أقصى طلب (حمل ذروة) في فصل الشتاء وتحديدًا في شهر كانون الثاني إذ بلغت قيمته (803) ميكاواط وفي فصل الصيف بلغ أقصى حمل للذروة (730) ميكاواط في شهري آيار وتموز.

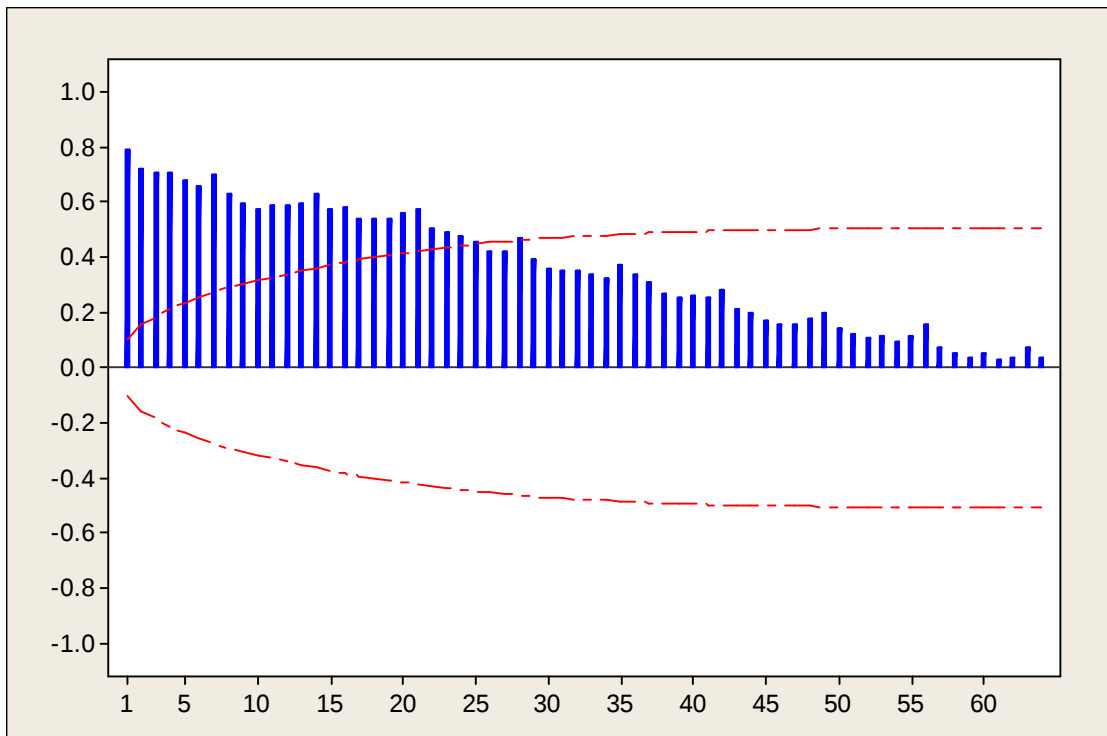
ويتضمن الجانب التطبيقي عرضاً للطائق التي يتم من خلالها التنبؤ بالسلاسل الزمنية:

1. التطبيق بطريقة بوكس-جينكنز:

الشكل (1) يوضح رسم للسلسلة الزمنية بالأيام ، وتبين من الرسم انها غير مستقرة ومتذبذبة بصورة غير منتظمة:-

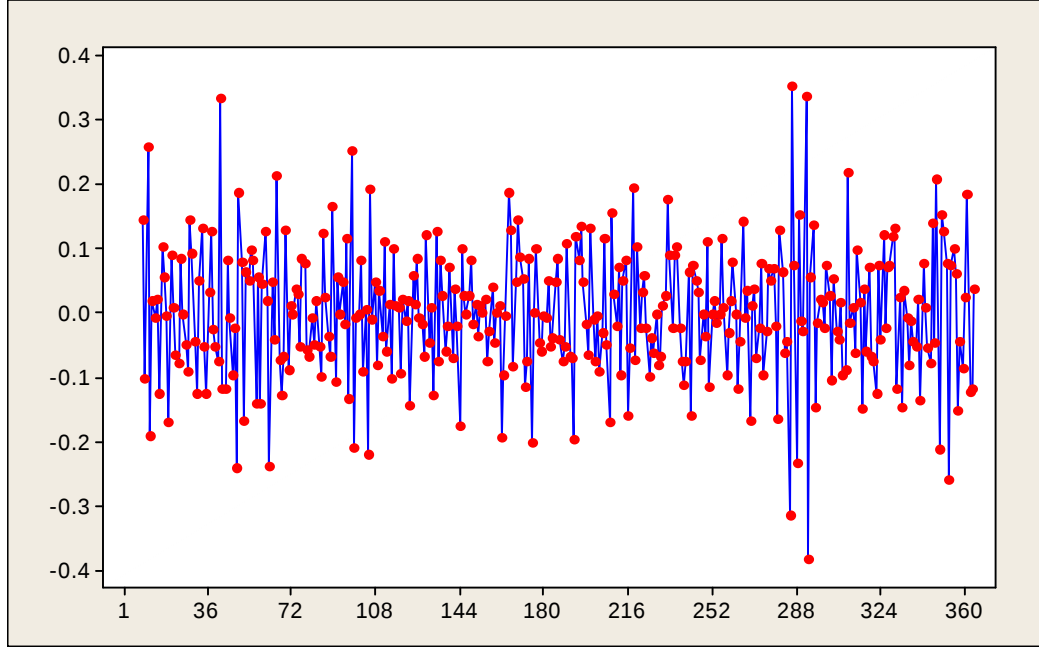


الشكل (1): السلسلة الزمنية لحمل الذروة اليومي للطاقة الكهربائية لمدينة الموصل للفترة من 1/4/2010 ولغاية 31/3/2011



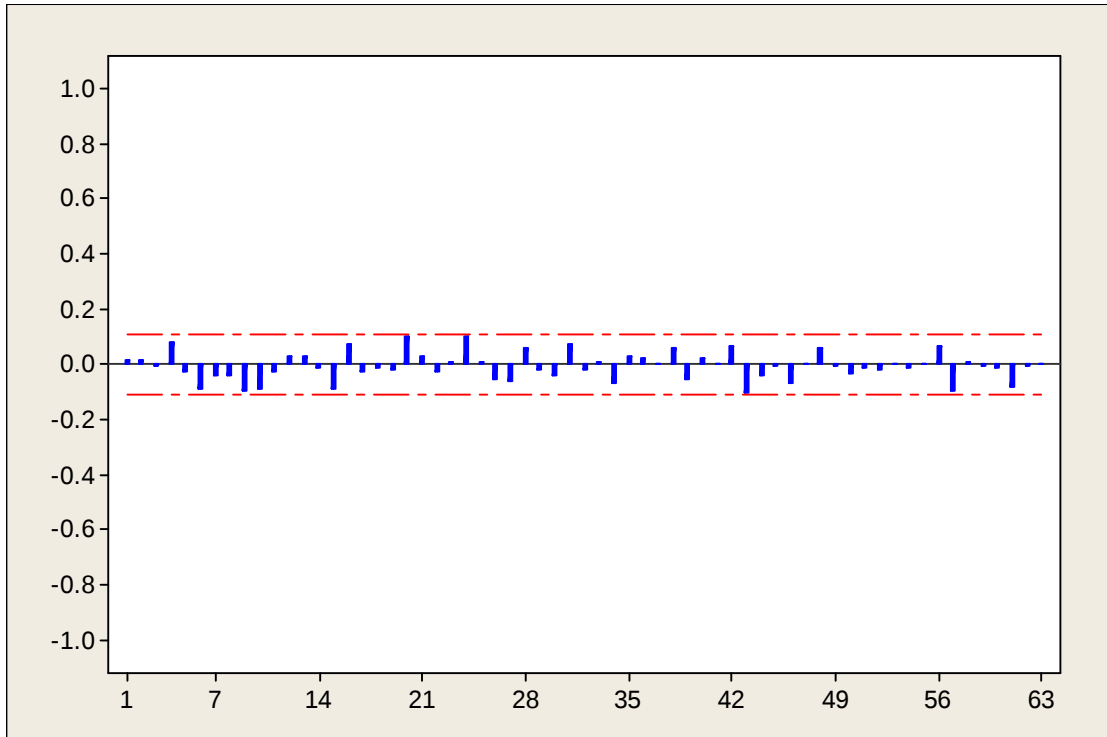
الشكل (2): دالة الارتباط الذاتي لبيانات السلسلة الزمنية الاصلية

يتضح من الشكل (2) سلوك دالة الارتباط الذاتي إذ انها سلسلة غير مستقرة وان هناك آثار موسمية ، ولتحويل السلسلة الزمنية إلى سلسلة مستقرة تم أخذ التحويل اللوغارتمي لبيانات السلسلة لتثبيت التباين وإزالة الأثر الموسمي ($S=7$) و أخذ الفرق الموسمي والفرق الاعتيادي لتحقيق الاستقرار في الوسط وكما هو موضح في الشكل (3).

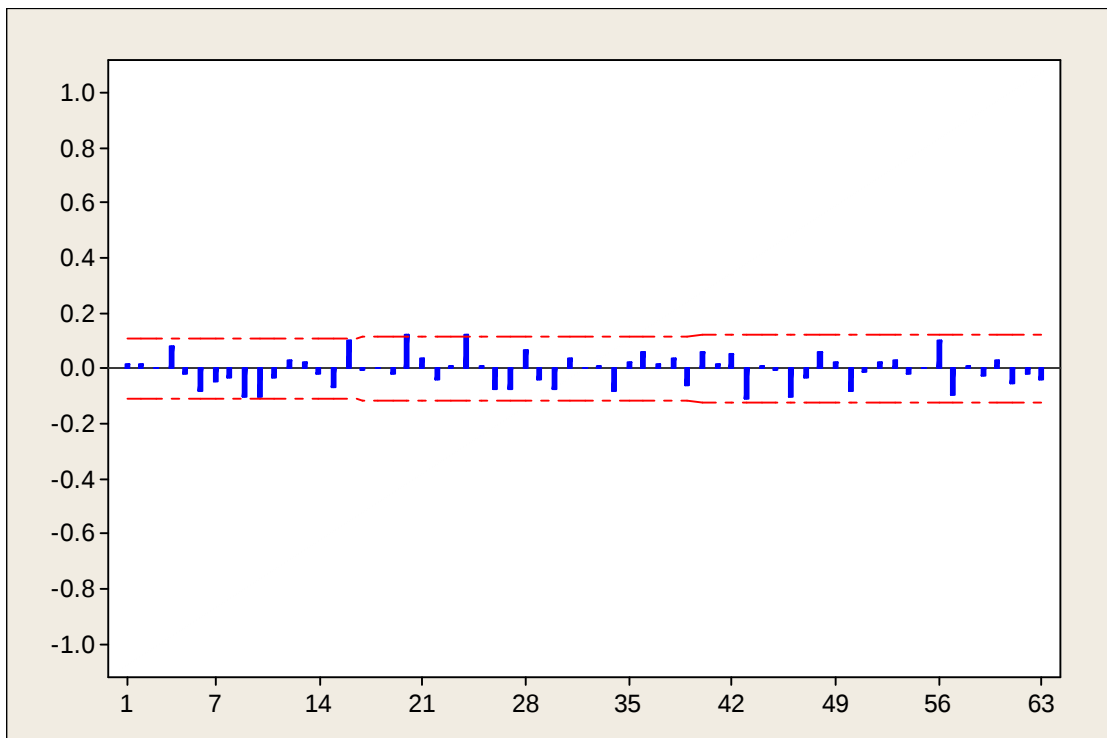


الشكل (3): سلوك المشاهدات بعد تحويل السلسلة الزمنية إلى سلسلة مستقرة

وبعد تثبيت الوسط الحسابي والتباين وإزالة الأثر الموسمي لتحقيق استقرار السلسلة تم إيجاد النموذج الملائم لبيانات السلسلة ومن خلال ملاحظة دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي ومقارنتهما وأخذ أقل متوسط مربعات خطأ (MSE) للنماذج المقترحة تم التوصل إلى أفضل نموذج لبيانات السلسلة الزمنية هو $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_7$ لامتلاكه أقل قيمة لمعيار معلومات أكاي ومعلومات بيز لشوارتز ، و يلاحظ عند رسم دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_7$ عدم معنوية معاملات الارتباط فيها وبالتالي فان سلسلة البواقي تمثل سلسلة تشويش ابيض وكما هو موضح في الشكلين 4-a و 4-b .



الشكل (4-a) : دالة الارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_7$

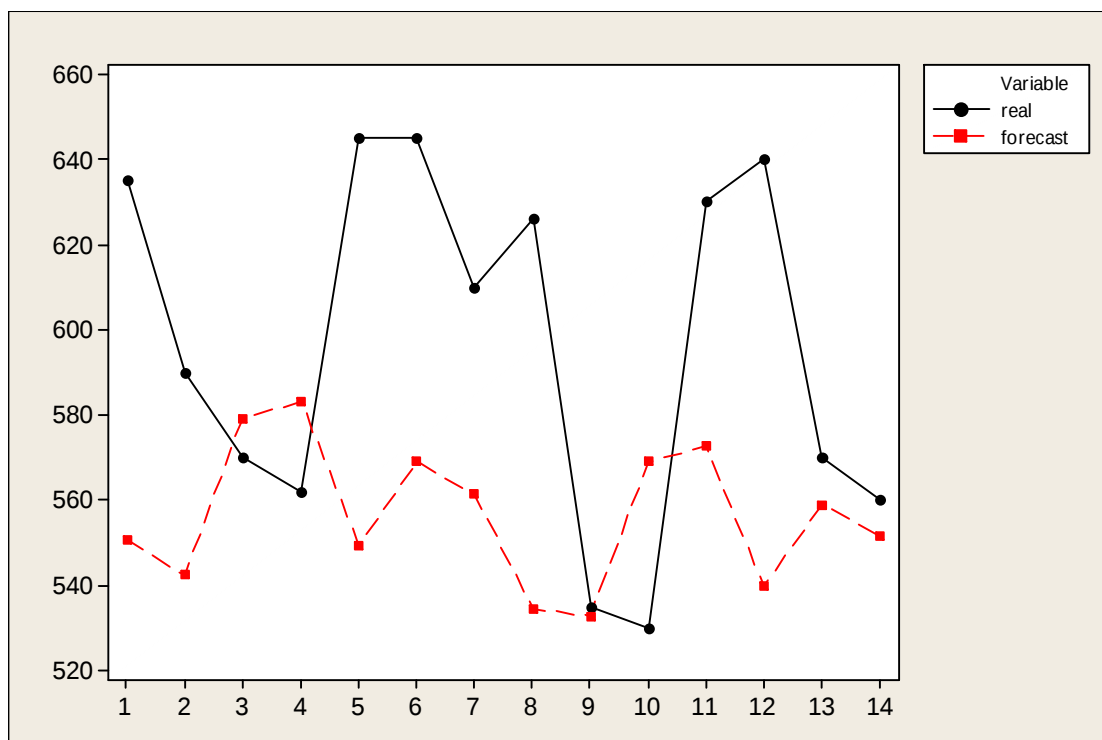


الشكل (4-b) : دالة الارتباط الذاتي لبواقي النموذج $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_7$

والخطوة التالية هي استخدام النموذج المفضل والملائم للتنبؤ لـ 14 يوماً (آخر 14 قيمة من قيم المشاهدات) أي تم اخذ موسمين 2S ومقارنتها مع القيم الحقيقية باستخدام اللغة البرمجية Minitab ver.14 وكانت النتائج موضحة في الجدول (1) ، والشكل (5) يوضح الفرق بين القيم الحقيقية (real) والقيم المتنبأ بها (forecast).

الجدول (1): القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بطريقة بوكس-جينكنز

الفترة	القيمة الحقيقية	القيمة المتنبأ بها
352	635	550.639
353	590	542.447
354	570	579.363
355	562	583.118
356	645	549.528
357	645	569.182
358	610	561.426
359	626	534.526
360	535	532.770
361	530	569.028
362	630	572.716
363	640	539.720
364	570	559.028
365	560	551.411



الشكل (5): الرسم الزمني للقيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بطريقة بوكس - جينكز

يتضح من الشكل (5) أعلاه بان سلوك القيم المتنبأ بها يكون قريباً من سلوك القيم الحقيقية في الايام 3 و 4 و 9 و 13 و 14 كما يلاحظ بان سلوك القيم المتنبأ بها يأخذ نمطاً متوسطاً في التذبذب.

2. التطبيق بطرائق التمهيد الأسّي:

1.2 التطبيق بطرائق التمهيد الأسّي غير الموسمية :

1.1.2 التطبيق بطريقة التمهيد الأسّي المنفرد:

يتم حساب التمهيد الأسّي للملاحظات بثابت تمهيد $\alpha = 0.3$ لمعادلة التمهيد الأسّي البسيط (6) وعند حساب القيم الممهدة أسياً نحتاج إلى القيمة الأولية S_0 والتي تحسب بعدة طرائق وحسب اختيار الباحث. وتوضع S_0 مساوية لمتوسط الملاحظات الـ 7 الأولى وكما يلي:

$$S_0 = \frac{\sum_{i=1}^7 y_i}{7} = \frac{565 + 557 + \dots + 585}{7} = 548.143$$

والقيم الممهدة يتم حسابها كالاتي:-

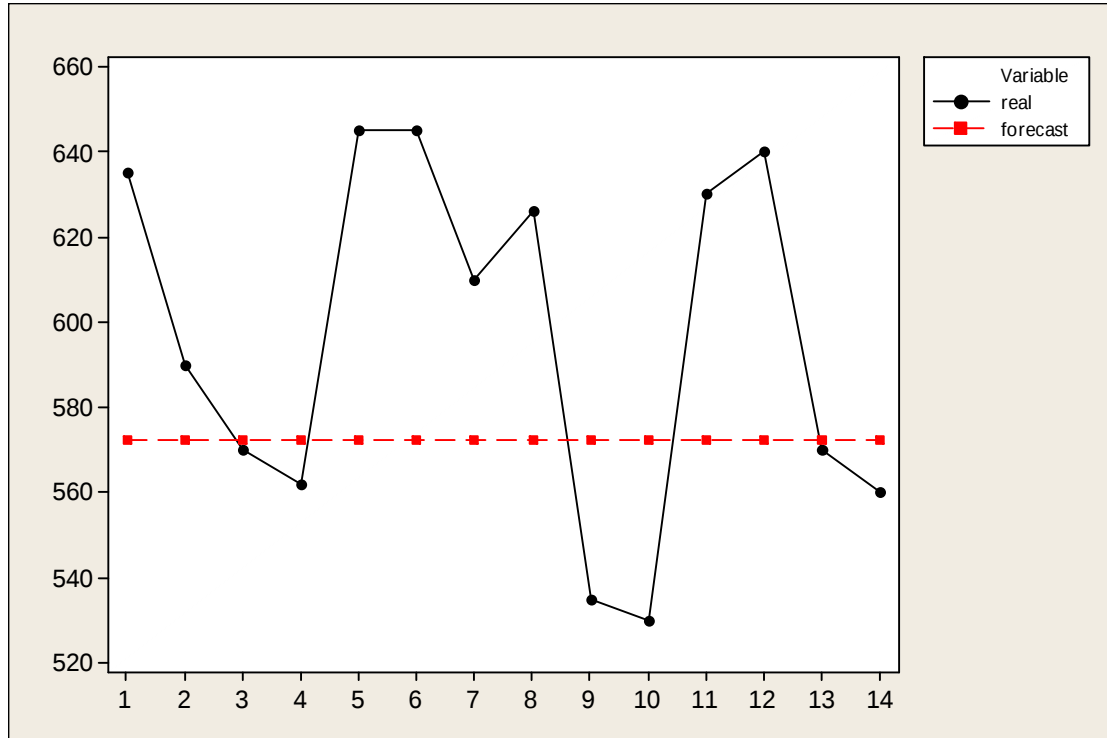
$$S_1 = \alpha y_1 + (1 - \alpha) S_0 = 0.3(565) + 0.7(548.143) \\ = 169.5 + 383.7001 = 553.2001$$

مقارنة بين طائق التنبؤ لسلسلة حمل الذروة اليومي للطاقة الكهربائية في مدينة الموصل

$$S_2 = \alpha y_2 + (1 - \alpha)S_1 = 0.3(557) + 0.7(553.2001) \\ = 167.1 + 387.2401 = 554.3401$$

.

وهكذا لحين الوصول إلى المشاهدة الأخيرة . وللتنبؤ بهذه الطريقة يُلاحظ ظهور القيمة (572.533) نفسها لجميع فترات القيم الحقيقية (14قيمة) ، والشكل (6) يوضح الفرق بين القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها لهذه الطريقة.



الشكل (6): الرسم الزمني للقيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بطريقة التمهيد الأسّي المنفرد

يتضح من الشكل (6) السابق بأن القيم المتنبأ بها تكون على شكل خط مستقيم ولا تتسلك سلوك القيم الحقيقية نهائياً ويُلاحظ بأن جميع التنبؤات عبارة عن القيمة (572.533) نفسها لجميع فترات القيم الحقيقية.

2.1.2 التطبيق بطريقة التمهيد الأسّي المزدوج لهولت:

عند تطبيق هذه الطريقة يتم أولاً إيجاد القيم الأولية للمستوى S_0 والاتجاه b_0 عن طريق استخدام معادلة الانحدار بطريقة المربعات الصغرى Least Square Method فتكون معادلة الانحدار كالاتي:

$$y_t = 554.911 + 0.312727 * t$$

اي ان

$$554.911 = S_0 \text{ و } 0.312727 = b_0$$

ومن خلال هذه القيم يتم حساب معادلة التمهيد المزوج (9) للحصول على القيم المتنبأ بها وكما موضح في الجدول (2)، وتُجرى عملية الحساب كالآتي: (عند $\alpha = 0.3$ و $\gamma = 0.1$)

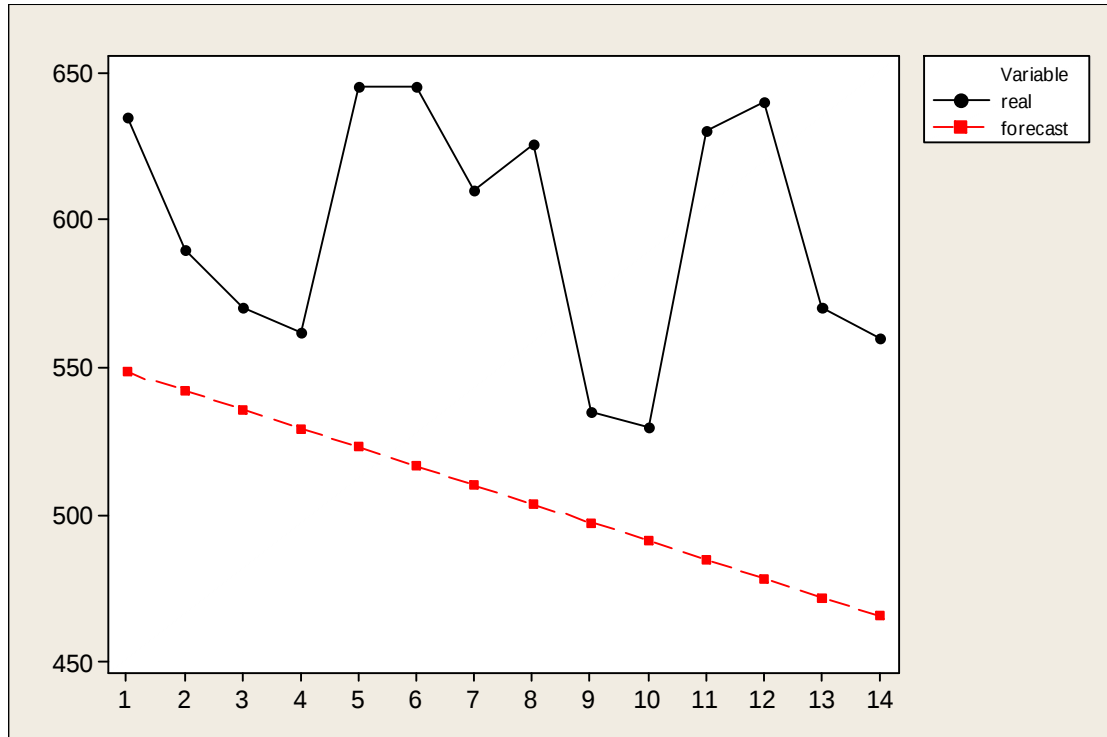
$$S_1 = \alpha y_1 + (1 - \alpha)(S_0 + b_0) \\ = 0.3(565) + 0.7(554.911 + 0.312727) = 558.1566089$$

$$b_1 = \gamma(S_1 - S_0) + (1 - \gamma)b_0 \\ = 0.1(558.1566089 - 554.911) + 0.9(0.312727) = 0.6069632$$

وعند التنبؤ بهذه الطريقة باستخدام اللغة البرمجية Minitab ver.14 كانت النتائج موضحة في الجدول (2)، والشكل (7) يوضح الفرق بين القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بهذه الطريقة.

الجدول (2): يبين القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بطريقة التمهيد الأسّي المزوج لهولت

الفترة	القيمة الحقيقية	القيمة المتنبأ بها
352	635	548.504
353	590	542.140
354	570	535.775
355	562	529.411
356	645	523.046
357	645	516.682
358	610	510.317
359	626	503.953
360	535	497.589
361	530	491.224
362	630	484.860
363	640	478.495
364	570	472.131
365	560	465.766



الشكل (7): الرسم الزمني للقيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بطريقة التمهيد الأسّي المزدوج لهولت

يُلاحظ من الشكل (7) بأن القيم المتنبأ بها بعيدة كل البعد في سلوكها عن القيم الحقيقية إذ تأخذ اتجاهًا تنازلياً واضحاً.

2.2 التطبيق بطرائق التمهيد الأسّي الموسمية:

تم تجربة جميع التوافيق الممكنة لقيم المعلمات والبالغ عددها (52644) مرة لكل طريقة واستخراج MSD في كل مرة ثم اخذ قيم المعلمات (α ، γ و δ) معا التي تعطي اقل MSD إذ أن القيمة الأقل لـ MSD هي التي تقابل المعلمات المثلى للتمهيد حيث كلما كانت MSD اقل دل ذلك على دقة التمهيد.

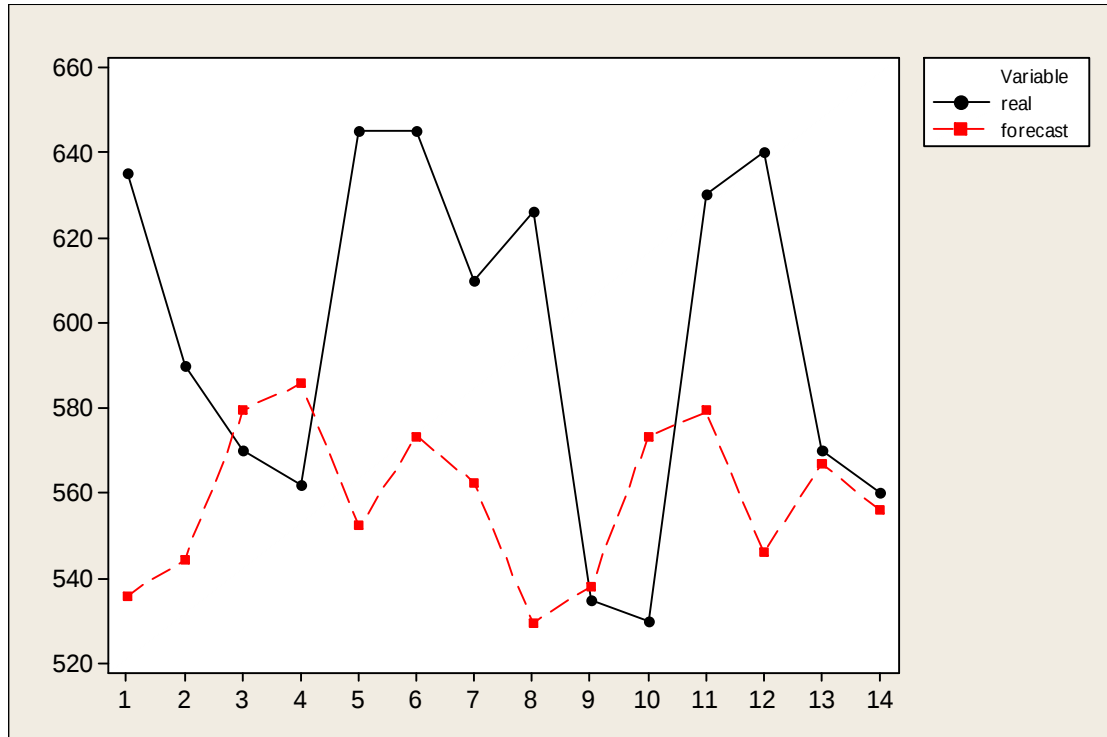
1.2.2 طريقة Holt-Winters للموسمية المضافة:

تم تطبيق هذه الطريقة بالاعتماد على المعادلات المذكورة في الجانب النظري. وتم في هذه الطريقة تجربة التوافيق الممكنة للمعلمات بعدد (52644) مرة وحددت قيم المعلمات ($\alpha = 0.3$ ، $\gamma = 0.01$ ، $\delta = 0.1$) والتي تمتلك اقل متوسط مربعات انحرافات أخطاء التنبؤ (اقل MSD) وهو يساوي (1778.92)، أما القيم الأولية للمستوى والاتجاه والموسمية فيتم إيجادها باستخدام المعادلات (11,12,13,14) والنتائج الموضحة في الجدول (3) تمثل القيم الحقيقية والقيم

المتنبأ بها لطريقة Holt-Winters الموسمية المضافة باستخدام اللغة البرمجية Minitab ver.14 والنتائج هنا بصورة عامة أفضل من طرائق التمهيد السابقة ، والشكل (8) يوضح الفرق بين القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بهذه الطريقة.

الجدول(3): يمثل القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بطريقة Holt-Winters المضافة

الفترة	القيمة الحقيقية	القيمة المتنبأ بها
352	635	535.880
353	590	544.278
354	570	579.501
355	562	585.724
356	645	552.288
357	645	573.271
358	610	562.392
359	626	529.542
360	535	537.941
361	530	573.163
362	630	579.387
363	640	545.950
364	570	566.934
365	560	556.058



الشكل (8): الرسم الزمني للقيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بطريقة Holt-Winters المضافة

يلاحظ من الشكل (8) ان سلوك القيم المتنبأ بها لطريقة Holt-Winters المضافة افضل من سلوك القيم المتنبأ بها لطريقتي التمهيد السابقة في تذبذبه مقارنة بالقيم الحقيقية.

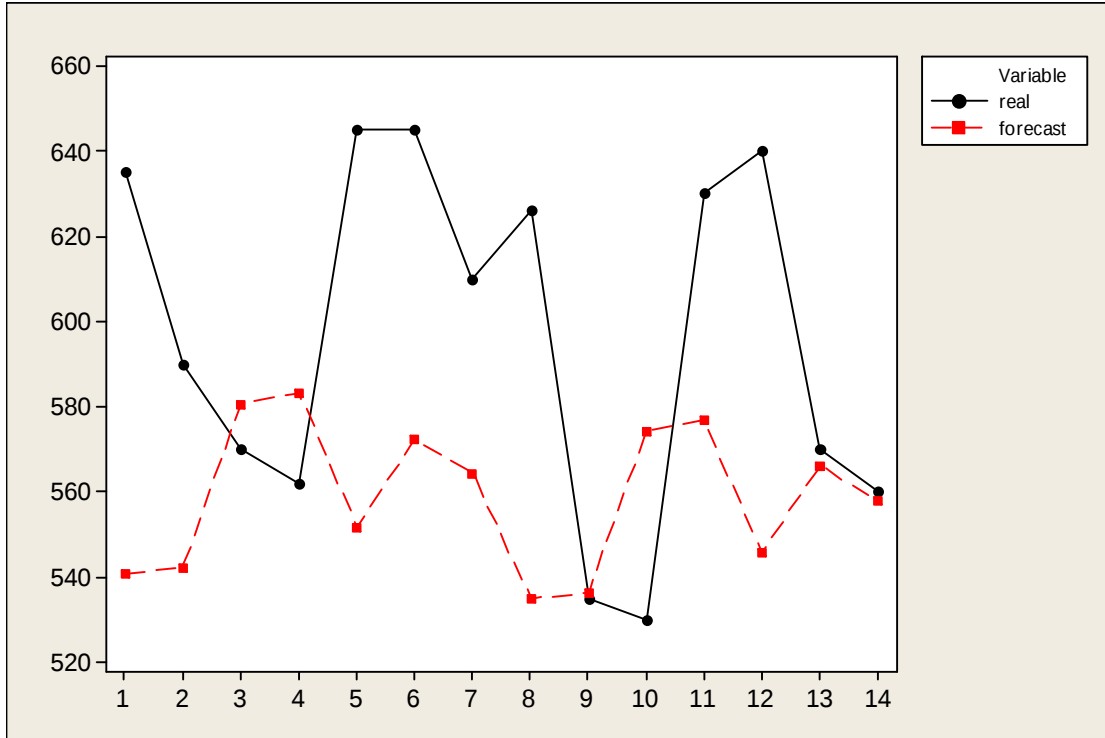
2.2.2 طريقة Holt-Winters للموسمية المضاعفة:

تمت تجربة جميع التوافيق الممكنة للمعاملات بعدد (52644) مرة وحددت قيم المعلمات ($\alpha = 0.01$ ، $\gamma = 0.14$ ، $\delta = 0.14$) والتي تمتلك أقل نسبة خطأ ممكن. والقيم الأولية للمستوى والاتجاه والموسمية وجدت باستخدام المعادلات (18,19,20,21) وتم التنبؤ لـ 14 قيمة من القيم المشاهدة الأخيرة باستخدام اللغة البرمجية Minitab ver.14 والحصول على القيم الحقيقية و المتنبأ بها باستخدام هذه الطريقة والموضحة في الجدول (4) ، والشكل (9) يوضح الفرق بين القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بهذه الطريقة.

الجدول (4): يمثل القيم الحقيقية و القيم المتنبأ بها بطريقة Holt-Winters المضاعفة

الفترة	القيمة الحقيقية	القيمة المتنبأ بها
352	635	540.952
353	590	542.187
354	570	580.647

355	562	583.217
356	645	551.746
357	645	572.566
358	610	564.163
359	626	535.020
360	535	536.232
361	530	574.260
362	630	576.791
363	640	545.657
364	570	566.238
365	560	557.918



الشكل (9): الرسم الزمني للقيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بطريقة Holt-Winters المضاعفة

يُلاحظ من الشكل (9) بأن سلوك القيم المتنبأ بها لم يختلف كثيراً عن الطريقة السابق (Holt-Winters) المضاعفة مع الأخذ بعين الاعتبار أن القيم المتنبأ بها هنا تقترب من القيم الحقيقية بصورة أفضل من الطريقة السابقة.

المقارنة بين طائق التنبؤ:

تم الاعتماد على المعايير (MSE) و (MAE) و (MAPE) للمقارنة بين طائق التنبؤ والجدول (5) يوضح المعايير الإحصائية لطرائق التنبؤ.

الجدول (5): المعايير الإحصائية لطائق التنبؤ

طريقة المستخدمة	MSE	MAE	MAPE
بوكس - جينكنز $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_7$	3611.55	49.4369	7.9913
التمهيد الأسّي المنفرد	2166.11	39.2096	6.4040
التمهيد الأسّي المزدوج لهولت	9763.36	89.1505	14.6254
Holt-Winters الموسمية المضافة	3655.93	48.8819	7.9014
Holt-Winters الموسمية المضاعفة	3551.91	48.2227	7.7924

مناقشة النتائج:

ان من اهم النتائج التي تم التوصل اليها:

1. ان طريقة Holt-Winters الموسمية المضاعفة تعد أفضل طريقة للتنبؤ من بين طرائق التنبؤ (Holt-Winters الموسمية المضافة و بوكس-جينكنز و التمهيد الأسّي المزدوج لهولت) لامتلاكها اقل قيم للمعايير $MSE=(3551.91)$ و $MAE=(48.227)$ و $MAPE=7.7924$.

2. على الرغم من ان طريقة التمهيد الأسّي المنفرد اعطت اقل قيم للمعايير الإحصائية من طرائق التنبؤ الاخرى لكن لايمكن اعتبارها افضل الطرائق لان القيم المتنبأ بها عبارة عن القيمة (572.533) نفسها لجميع فترات القيم الحقيقية أي ان القيم المتنبأ بها تكون على شكل مستقيم و لاتسلك سلوك القيم الحقيقية نهائياً.

3. ان طريقة التمهيد الأسّي المزدوج لهولت اعطت اكبر قيم للمعايير الإحصائية من الطرائق الأخرى المعتمدة للتنبؤ وذلك لوجود اتجاه عام واضح عند رسم السلسلة الاصلية للبيانات.

الاستنتاجات و التوصيات

اولاً. الاستنتاجات: خلص البحث الى عدد من الاستنتاجات منها:-

1. تبين بأن سلسلة حمل الذروة اليومي للطاقة الكهربائية غير مستقرة بالتباين والوسط وتم تحويلها الى سلسلة مستقرة بعد أخذ احدى التحويلات اللوغارتمية لجعلها مستقرة في التباين ومن ثم اخذ الفرق الموسمي والفرق الاعتيادي لجعلها مستقرة في الوسط.

2. بعد معالجة عدم الاستقرار تم اختيار النموذج $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)^7$ لتمثيل بيانات سلسلة حمل الذروة اليومي للطاقة الكهربائية في مدينة الموصل، لان هذا النموذج يمتلك اقل قيمة لمعيارى معلومات أكاي ومعلومات بيز لشوارتز مقارنةً بنماذج بوكس- جينكنز التي تمت ملائمتها، وبالتالي فهو النموذج الأكثر ملائمة للسلسلة لغرض استخدامه في التنبؤ.

3. من خلال تطبيق طرائق التنبؤ المعتمدة في البحث لوحظ تفوق طريقة Holt-Winters الموسمية المضاعفة على الطرائق الاخرى المعتمدة للتنبؤ (Holt-Winters الموسمية المضافة وبوكس - جينكنز والتمهيد الاسي المزوج لهولت) ،حيث تم الحصول على نتائج ذوات قيم اقل للمعايير الاحصائية المستخدمة لحساب اخطاء التنبؤ، لذلك تعد هذه الطريقة هي الطريقة الافضل للتنبؤ بالقيم المستقبلية. فضلاً عن ان طريقتي Holt-Winters الموسمية المضافة وطريقة بوكس -جينكنز امتلكتا دقة تنبؤ مقارنة لدقة تنبؤ طريقة Holt-Winters الموسمية المضاعفة.

ثانياً. التوصيات:

1. يوصى باستخدام اساليب التقنيات الذكائية كالشبكات العصبية والخوارزمية الجينية في التعامل مع سلسلة البيانات المستخدمة في البحث وامكانية الحصول على نتائج أفضل ومقارنة هذه النتائج مع طريقة بوكس -جينكنز وطرائق التمهيد الأسى.
2. امكانية دراسة السلاسل الزمنية متعددة المتغيرات في الدراسات المستقبلية لحالات قد تتطلبها بحوث التنبؤ خاصة في المجالات الطبية ودراسة الامراض التي قد تتأثر بأكثر من متغير واحد مثل العمر وغيرها.
3. يوصي الباحث وزارة الكهرباء بالاهتمام بالجانب التخطيطي وعدم الاكتفاء بالجانب الفني لما لهذا الجانب من اهمية في دفع عملية التنمية في هذا القطاع المهم.

المصادر

1. الطائي، فارس غانم ، (2003) ، " دراسة مقارنة بين طرائق بوكس جينكنز وطريقة التنقية المعدلة في التكهّن " ،اطروحة دكتوراه غير منشورة ،كلية علوم الحاسبات والرياضيات ، جامعة الموصل.
2. الطائي، فاضل عباس ،(2004)، "تقدير معلمات التمهيد المضاعف مع المحاكاة"،مجلة تنمية الرافدين لعلوم الحاسبات والرياضيات ،العدد 1.
3. بري، عدنان ماجد عبد الرحمن ،(2002)، "طرق التنبؤ الإحصائي"، الجزء الأول ،جامعة الملك سعود،كلية العلوم، قسم الإحصاء وبحوث العمليات .

4. جميل ،رقية عبد القادر،(2007)، "التنبؤ بإنتاج واستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة السليمانية باستخدام نماذج بوكس - جينكنز " رسالة ماجستير غير منشورة ،كلية الادارة والاقتصاد ،جامعة السليمانية.
5. شعراوي، سمير مصطفى ،(2005)، "مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية "، مطابع جامعة الملك عبد العزيز.
6. محمد، منعم عزيز،(2011)، "التحليل والتنبؤ في السلاسل الزمنية"، مطبعة جامعة السليمانية.
7. يونس، طارق شريفو الدباغ، رائد عبد القادر حامد،(2011)، "التحليل الاحصائي مفاهيم – منهجية – تطبيقات باستخدام البرمجية Minitab "، سلسلة الكتب الادارية (2) ،جامعة العلوم التطبيقية ،مملكة البحرين.
8. Kalekar , Prajakta S., (2004) , "Time Series Forecasting Using Holt-Winters Exponential Smoothing.
<URL:http://www.it.iitb.ac.in/~praj/acads/seminar/04329008_ExponentialSmoothing.pdf> (Accessed 6 September 2011)
9. Liu , L.-M. ,(2006) , " Time Series Analysis and Forecasting " , 2nd ed., Scientific Computing Associates Crop. , Illinois , USA .
10. Makridakis , S. and Wheel Wright , S. C. (1978) , "Forecasting Methods and Applications " , 1st ed. , John Wiley and Sons , New York , USA .
11. Makridakis , S. , Wheelwright , S. and McGee , E. ,(1983) , "Forecasting Methods and Applications " , 2nd ed. , John Wiley and Sons , New York , USA.
12. Makridakis , S. , Wheelwright , S. and Hyndman , R. , (1998) , "Forecasting Methods and Applications " , 3rd ed. , John Wiley and Sons , New York , USA .
13. Muttar , Thafer R. ,(2008) , " A proposed technique for the problem of selecting the best forecasting model in time series : A case study " , Iraqi Journal of Statistical Science , Vol.14 , p.p. 1-20 .
14. Taylor , James W. , (2003a) , " Exponential Smoothing with a Damped Multiplicative Trend " , International Journal of Forecasting , Vol.19 , p.p. 715-725 .
15. Taylor , James W. , (2003b) , " Short-term electricity demand forecasting using double seasonal exponential smoothing " , Journal of the Operational Research Society , Vol.54 , p.p. 799-805 .