

العنوان:	استخدام منهجية بوكس - جنكز للسلاسل الزمنية للتنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة بلدية بنينا
المصدر:	مجلة العلوم والدراسات الإنسانية
الناشر:	جامعة بنغازي - كلية الآداب والعلوم بالمرج
المؤلف الرئيسي:	عثمان، راضى عبدالرحيم
المجلد/العدد:	ع52
محكمة:	نعم
التاريخ الميلادي:	2018
الشهر:	مايو
الصفحات:	1 - 20
رقم MD:	1045314
نوع المحتوى:	بحوث ومقالات
اللغة:	Arabic
قواعد المعلومات:	HumanIndex
مواضيع:	الأرصاد الجوية، المناخ والطقس، علم الإحصاء، بنينا
رابط:	<a href="http://search.mandumah.com/Record/1045314">http://search.mandumah.com/Record/1045314</a>



## استخدام منهجية بوكس - جنكنز للسلاسل الزمنية للتنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة ببلدية بنينا

أ. راضي عبدالرحيم عثمان

(قسم الاحصاء - كلية الآداب والعلوم المرج - جامعة بنغازي - ليبيا)

### الملخص:

في هذه الدراسة تم تطبيق منهجية بوكس - جنكنز (Box & Jenkins, (B-J)) للسلاسل الزمنية على سلسلة معدلات درجات الحرارة الشهرية في بلدية بنينا خلال الفترة الزمنية (1996-2010). ولتقدير نموذج تنبؤي يمثل بيانات الدراسة، اعتمد البحث على أدوات إحصائية كمية بالإضافة إلى البرامج الإحصائية (EVIEWS 9.0 – GRETIL1.9). وأظهرت نتائج التطبيق أن النموذج الملائم والكفؤ لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية هو النموذج الموسمي المضاعف من الرتبة  $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  ، ووفقاً لهذا النموذج تم تقدير معدلات درجات الحرارة الشهرية لعام (2011 و 2012) حيث أظهرت القيم المقدرة تناسقاً مع قيم السلسلة الزمنية الأصلية.

**الكلمات المفتاحية:** التنبؤ، منهجية بوكس - جنكنز، نماذج أريما.

### Abstract:

In this study, the Box & Jenkins methodology for time series was applied to the monthly temperature series in the municipality of Benina during the period (1996- 2010). To estimate the predictive model represents a study research data on the amount of statistical tools adopted in addition to statistical programs (EVIEWS 9.0 – GRETIL1.9). The results of the application showed that the appropriate and efficient model for time series data representation is the multiple seasonal model  $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  According to this model, the rates were estimated monthly temperature for the year (2011 and 2012), where the estimated values have shown consistent with the original time series values.

**Keywords:** Forecasting, Box-Jenkins Method, ARIMA MODEL

## 1 - مقدمة (Introduction):

إن التوجه العام المتعارف عليه في البحوث والدراسات في شتى المجالات هو استخدام طرق القياس الكمية والأساليب الإحصائية لتحديد الخصائص وأبرز الاتجاهات العامة للظواهر وتحليل العلاقات المتبادلة بينها على أساس موضوعي غير متحيز ، وعلم الاحصاء يطرح العديد من الأساليب اللازمة لدراسة وقياس متغيرات الظواهر محل الدراسة ، وتعتبر السلاسل الزمنية من بين أهم الأساليب الإحصائية الحديثة التي من خلالها يمكن معرفة طبيعة التغيرات التي تطرأ على الظاهرة مع الزمن وتحديد الاسباب والنتائج وتفسير العلاقات المشاهدة بينها والتنبؤ بما سيحدث من تغير على قيم الظاهرة في المستقبل على ضوء ما حدث لها في الماضي لذلك جاءت أهمية البحث في استخدام السلاسل الزمنية الموسمية للتنبؤ بمعدلات درجات الحرارة الشهرية لبلدية بنينا من خلال تحديد أفضل نموذج لدراسة وتمثيل بيانات الظاهرة واستخدامه للتنبؤ بقيمها بالمستقبل.

## 2 - مشكلة الدراسة (Problem of Study):

وسنحاول من خلال هذا البحث الإجابة على الإشكالية التالية:  
ما مدى فعالية طريقة بوكس جنكيز للتنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة ببلدية بنينا؟  
هذا التساؤل يقودنا إلى طرح الاسئلة التالية:

- كيف يمكن تطبيق هذه الطريقة للتنبؤ بدرجة الحرارة ببلدية بنينا؟
- ما مدى دقة النماذج المقدره في التنبؤ بدرجة الحرارة؟
- هل التوقعات التي تحصلنا عليها وفق هذه الطريقة مجدية واقعيًا؟

## 3 - أهداف الدراسة (Study Objectives):

- تسعى هذه الدراسة لتحقيق جملة من الأهداف متمثلة في النقاط التالية:
- دراسة جودة التنبؤ وفق طريقة بوكس - جنكيز في التنبؤ .
  - بناء نموذج للتنبؤ بدرجة الحرارة للأرصاء الجوية .
  - تحفيز مؤسسة الارصاد الجوي للانطلاق نحو استخدام الأدوات العلمية الحديثة في التنبؤ.

## 4 - أهمية الدراسة (The Importance of Study):

- تضمن إلى حد كبير الكفاءة العملية لمؤسسة الارصاد الجوي.
- يمكن مؤسسة الأرصاد الجوية من معرفة احتياجاتها على المدى المتوسط والبعيد.
- تساهم في الحد من المخاطر التي قد تواجهها في الحياة اليومية وخاصة الأشخاص المرضى بأمراض مزمنة.

## 5 - منهجية البحث (Research Methodology):

لتحقيق أهداف الدراسة تم الاعتماد على المنهج الوصفي التحليلي ومنهج دراسة الحالة، حيث تم تقسيم البحث إلى جانبين هما الجانب النظري والذي يتم فيه التطرق إلى الاسس النظرية الخاصة بنماذج السلاسل الزمنية الموسمية، أما الجانب التطبيقي فقد تم فيه إجراء دراسة تطبيقية على بيانات الدراسة للوصول إلى نموذج رياضي للتنبؤ بدرجات الحرارة في فترات لاحقة .

## 6 - الجانب النظري (Theoretical Side):

التنبؤ هو عملية عرض للمعلومات المستقبلية انطلاقاً من معلومات ماضية ، وهو من أهم الوسائل التي تمكن مؤسسة الارصاد الجوي من إعطاء نظرة مستقبلية لما ستكون عليه درجة الحرارة بناء على المعلومات السابقة. وقد أهتم الباحثون بموضوع التنبؤ وظهرت العديد من النماذج التنبؤيه من أبرزها نماذج بوكس - جنكيز التي أثبتت كفاءتها في هذا المجال ، وفي هذا البحث سنتناول دراسة نماذج السلاسل الزمنية الموسمية بإتباع أسلوب (Box & Jenkins (B-J))

### 1.6 - السلسلة الزمنية (Time Series):

السلسلة الزمنية هي مجموعة من المشاهدات مرتبة وفق حدوثها في الزمن كالسنين أو الفصول أو الأشهر أو الأيام أو أية وحدة زمنية. فهي بذلك عبارة عن سجل تاريخي يتم اعتماده لبناء التوقعات المستقبلية، والسلسلة الزمنية الموسمية (Seasonal Time Series) يقصد بها تلك القيم التي تولدت بشكل متعاقب مع مرور الزمن وتحتوي على ظاهرة الموسمية التي تشير إلى النمط المتمثل لحركة السلسلة الزمنية في الأشهر المتقابلة خلال السنوات المتتالية، أي أن السلسلة تعيد نفسها بعد فترات زمنية ثابتة، وتدعى هذه الفترة بالفترة الموسمية ونرمز لها بالرمز (s) وقد تكون الفترة الموسمية (فصل ، شهر ، أسبوع .. الخ). يصعب تمييز التأثير الموسمي إذا كان مدمج مع تأثير الاتجاه العام وهذه المشكلة يمكن تفاديها عندما تكون السلسلة الزمنية مستقرة.

### 2.6 - استقرار السلسلة الزمنية (Stationary Time Series):

إن استقرار أو عدم استقرار البيانات نقطة مهمة في تحليل السلاسل الزمنية، وكذلك في إيجاد النموذج الرياضي المناسب لها، وإن رسم السلسلة الزمنية في الفترة  $[t, t+h]$  قد يكون في بعض الأحيان مطابقاً لرسم السلسلة في فترة أخرى  $[s, s+h]$  وهذا يدل على أنه هناك تجانس زمني في سلوك السلسلة والذي يسمى استقرار أو سكون (Stationary). ويمكن أن نقول أن السلسلة الزمنية مستقرة اعتماداً على الرسم البياني للمشاهدات، وكذلك إذا كان لها وسط حسابي وتباين ثابت وخالية من التأثيرات يقال أنها مستقرة عند تحقيق الشروط الآتية:

$$E(X_t) = \mu \text{ (ثبوت المتوسط الحسابي) ، } var(X_t) = \sigma^2 \text{ (ثبوت قيمة التباين)}$$

### 3.6 - دالة التغاير الذاتي (The Autocovariance Function):

لتكن السلسلة الزمنية  $\{X_t\}$  مستقرة للترتبة الثانية ( $m = 2$ ) ، فإن دالة التغاير الذاتي لهذه السلسلة تعرف كالاتي  $\gamma_k = cov(x_t, x_{t-k})$  ،  $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$  حيث ( $k$ ) هي الفارق الزمني الذي يفصل بين  $X_t$  وبين  $X_{t+k}$  أو  $X_{t-k}$  ، وبذلك فإن دالة التغاير الذاتي تعطى بالعلاقة التالية :

$$\gamma_k = E[(x_t - \mu)(x_{t-k} - \mu)] \text{ ، } k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

دالة التغاير الذاتي لها عدة خواص هي:

$$\gamma_0 = \sigma^2 \text{ (دالة التغاير عند الصفر تساوي التباين)}$$

$$|\gamma_k| \leq \gamma_0$$

$$\gamma_{-k} = \gamma_k \text{ (دالة التغاير الذاتي زوجية ومتماثلة حول المحور العمودي)}$$

### 4.6 - دالة الارتباط الذاتي (The Autocorrelation Function):

يرمز لها بالرمز (ACF) وتحسب بالصورة التالية:  $\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\gamma_k}{\sigma^2}$  ،  $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$

دالة الارتباط الذاتي لها عدة خواص هي:

$$\rho_0 = 1$$

$$\rho_{-k} = \rho_k \text{ (دالة الارتباط الذاتي زوجية ومتماثلة حول محور الصادات) .}$$

$$-1 \leq \rho_k \leq 1$$

### 5.6 - دالة الارتباط الذاتي الجزئي (Partial Autocorrelation Function):

دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تعطي مقدار الترابط بين  $(x_{t-k}, x_t)$  بعد إزالة تأثير الترابط الناتج من المتغيرات  $(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-k+1})$  الواقعة بينها ويرمز لها عند الإبطاء بالرمز  $(\phi_{kk})$  . وبشكل عام تعرف دالة الترابط الذاتي الجزئي كما يلي:

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ \rho_1, & k = 1 \\ \begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \dots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}, & k = 2, 3, \dots \end{cases}$$

التعريف السابق صعب الاستخدام لقيم (k) الكبيرة ولذلك سنعطي تعريفاً آخر لحساب دالة الترابط الذاتي الجزئي تكرارياً:

$$\begin{aligned} \phi_{00} &= 1 \\ \phi_{11} &= \rho_1 \\ \phi_{kk} &= \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j}, \quad k = 2, 3, \dots \\ \phi_{kj} &= \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-1}, \quad j = 2, 3, \dots, k-1 \end{aligned}$$

حيث:

#### 6.6 - رسم الارتباطات الذاتية (The Correlogram):

وهو أسلوب بياني يظهر بيانياً وعددياً العلاقة بين معاملات الارتباط الذاتي للدالة (ACF) والدالة (PACF) والإبطاء (k)، هاتين الدالتين لهما بالغ الأهمية في تحليل السلسلة الزمنية الموسمية لأنها تعطي معلومات حول سلوك السلسلة وعن مكوناتها الأساسية، كما تساعد على تحديد استقراره السلسلة وهل هي موسمية أم لا، وكذلك يعتمد الباحث بشكل كبير على هاتين الدالتين في تحديد رتبة النموذج، فإذا أمكننا التعرف على شكل دالة الارتباط أو تقديرها من البيانات المعطاة، فإنه يمكننا تحديد النموذج المناسب لوصف البيانات بشكل جيد. وتستخدم أيضاً في مرحلة فحص ملائمة النموذج الذي تم تحديده، وبصفة عامة دالتي الارتباط الذاتي (ACF) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) للسلسلة المستقرة تتنازل (تتناقص) بسرعة وتكون قريبة من الصفر كلما زادت درجات الإبطاء (k).

#### 7.6 - النماذج الاحتمالية للسلاسل الزمنية (Probability Model for Time Series):

غالباً ما تكون المشاهدات المتتالية للسلسلة الزمنية غير مستقلة، ولذلك يجب استخدام أساليب إحصائية خاصة عند دراسة مثل هذه السلاسل والتنبؤ بقيمتها في المستقبل. ويعد أسلوب التحليل الإحصائي الذي قدمه العالمان بوكس - جنكينز (Box and Jenkins, 1976) لتحليل السلاسل الزمنية أحد الأدوات الإحصائية التي يمكن الاعتماد عليها في تحليل مثل هذه السلاسل والمعروف باسم نماذج الانحدار الذاتي - الوسط المتحرك (ARMA Model) ويتمثل هذا الأسلوب في المراحل (التعرف - التقدير - التشخيص - التنبؤ). وإذا كانت السلسلة غير ساكنة فيمكن تحويلها إلى سلسلة ساكنة وذلك بأخذ الفروق (difference) المناسبة ثم تمثل بنفس النماذج السابقة ولكن تضاف فقط كلمة متكاملة (Integrated) إلى اسم النموذج والتي يرمز لها بالنموذج بالرمز (I) للدلالة على أن هذا النموذج استخدم لتمثيل سلسلة زمنية غير ساكنة (ARIMA Model). لأن النموذج يعتمد على شرط أساسي يجب التأكد من توافره في بيانات السلسلة الزمنية وهو شرط الاستقرار، ونماذج بوكس-جنكينز نوعان هما (النماذج اللاموسمية - النماذج الموسمية).

### 8.6 - نماذج السلاسل الزمنية اللاموسمية (Nonseasonal Time Series Models):

نماذج (ARIMA) اللاموسمية للسلاسل الزمنية تتكون من مركبتين هما، مركبة الانحدار الذاتي (Auto Regressive) ومركبة الوسط المتحرك (Moving Average) وسنتطرق فيما يلي لكليهما.

#### 1.8.6 - نموذج الانحدار الذاتي (Autoregressive Model , AR):

معظم السلاسل الزمنية تتكون من عناصر تعتمد على بعضها بشكل متسلسل بحيث أنه يمكن حساب أو تقدير معاملات تضرب في نقاط سابقة للحصول على نقاط لاحقة. ويمكن كتابة هذا النموذج للرتبة ( $p$ ) كالآتي:

$$X_t = \delta + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t \quad [-\infty < \delta < \infty, \text{ ثابت } \delta]$$

معالم نموذج الانحدار الذاتي  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$  متسلسلة الضجة البيضاء. يشير هذا النموذج إلى أن القيمة المقدرة لـ  $(X_t)$  تعتمد على القيم السابقة لها. ونموذج الانحدار الذاتي هو عبارة عن انحدار خطي لقيم السلسلة الزمنية (متغير تابع) مع واحد أو أكثر من القيم السابقة للمتسلسلة الزمنية كمتغيرات غير معتمدة (متغيرات مستقلة)، وقيمة ( $p$ ) تمثل رتبة نموذج الانحدار الذاتي ويرمز للنموذج بالرمز  $AR(p)$ .

#### 2.8.6 - نموذج الوسط المتحرك (Moving Average Model , MA):

إن الوسط المتحرك لا يعتمد على الانحدار الذاتي وفيه كل نقطة تعتمد على الخطأ السابق أو الصدمة العشوائية السابقة للنقطة ويمكن كتابة النموذج للرتبة ( $q$ ) بالشكل التالي:

$$X_t = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad [-\infty < \delta < \infty, \text{ ثابت } \delta]$$

معالم نموذج الوسط المتحرك،  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$  متسلسلة الضجة البيضاء. هي القيم المتأخرة للبواقي من تقدير المتغير  $(X_t)$  وهي تمثل المتغير العشوائي أو حد الخطأ.

يشير هذا النموذج إلى أن القيمة المقدرة لـ  $(X_t)$  تعتمد على البواقي للقيمة السابقة لها، وقيمة ( $q$ ) تمثل رتبة نموذج الوسط المتحرك ويرمز للنموذج بالرمز  $MA(q)$ .

#### 3.8.6 - نموذج الانحدار الذاتي-الوسط المتحرك (Autoregressive-Moving Average Model):

يمثل هذا النموذج خليطاً (Mixed Models) من نموذج الانحدار الذاتي ونموذج المتوسطات المتحركة ويرمز له بالرمز  $ARMA(p, q)$  ويستخدم في حالة البيانات تكون مستقرة، والصيغة العامة لهذا النموذج من الرتبة ( $p, q$ ) هي:

$$X_t = \delta + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

سوف نستعين بجبر العوامل (Operators Algebra) من خلال استخدام عدة عوامل لتبسيط هذه النماذج لكي يسهل التعامل معها:

#### 4.8.6 - عامل الإزاحة الخلفي (Backshift Operators):

ويرمز له بالرمز ( $B$ ) وله الخواص التالية:

- $BX_t = X_{t-1}$
- $B^m X_t = B^{m-1}(BX_t) = B^{m-2}(B(BX_t)) = \dots = X_{t-m}$
- $Bc = c$  ، ( $c$  ثابت)

#### 5.8.6 - عامل الإزاحة الأمامي (Forwardshift Operator):

ويرمز له بالرمز ( $F$ ) ويعرف كالآتي:  $F = B^{-1}$

#### 6.8.6 - عامل التفريق (Difference Operator):

ويرمز له بالرمز ( $\nabla$ ) ويعرف كالآتي:  $\nabla = (1 - B)$

### 7.8.6 - عامل التجميع (Sum Operator):

ويرمز له بالرمز (S) ويعرف كالاتي:  $S = \nabla^{-1} = (1 - B)^{-1}$

والآن نعود لنموذج الانحدار الذاتي-الوسط المتحرك من الرتبة (p, q) ونكتبه على الشكل التالي:

$$X_t - \phi_1 X_{t-1} - \phi_2 X_{t-2} - \dots - \phi_p X_{t-p} = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

$$X_t - \phi_1 B X_t - \phi_2 B^2 X_t - \dots - \phi_p B^p X_t = \delta + a_t - \theta_1 B a_t - \theta_2 B^2 a_t - \dots - \theta_q B^q a_t$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) X_t = \delta + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t$$

أو يمكن كتابتها على الشكل:  $\phi_p(B) X_t = \delta + \theta_q(B) a_t$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (\text{عامل الانحدار الذاتي})$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (\text{عامل الوسط المتحرك})$$

### 9.6 - نماذج السلاسل الزمنية الموسمية (Seasonal Time Series Models):

تستخدم لتمثيل السلاسل الزمنية الموسمية، وتعتبر السلسلة الزمنية سلسلة موسمية إذا كانت تعيد نفسها كل فترة زمنية ثابتة أي أن  $X_t = X_t + S$  حيث تمثل (S) طول الموسم . ويمكن معرفتها وتمييزها من خلال قيم معاملات الارتباط الذاتي التي تكون موجبة وأكبر ما يمكن وتختلف معنوياً عن الصفر عند الفترات الزمنية (S, 2S, 3S).

### 1.9.6 - نموذج الانحدار الذاتي الموسمي (Seasonal Autoregressive Model , SAR):

ويمكن كتابة هذا النموذج للرتبة (P) كالاتي:

$$X_t = \delta + \phi_s X_{t-s} + \phi_{2s} X_{t-2s} + \dots + \phi_{Ps} X_{t-Ps} + a_t$$

ويرمز للنموذج بالرمز SAR (P) ، وقيمة (P) تمثل رتبة النموذج .

### 2.9.6 - نموذج الوسط المتحرك الموسمي (Seasonal Moving Average Model , SMA):

ويمكن كتابة النموذج للرتبة (Q) بالشكل التالي :

$$X_t = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-s} - \theta_{2s} a_{t-2s} - \dots - \theta_{Qs} a_{t-Qs}$$

ويرمز للنموذج بالرمز SMA(Q) ، وقيمة (Q) تمثل رتبة النموذج .

### 3.9.6 - نموذج الانحدار الذاتي - الوسط المتحرك الموسمي (SARMA Model):

الصيغة العامة لهذا النموذج من الرتبة (P, Q) هي:

$$X_t = \delta + \phi_s X_{t-s} + \phi_{2s} X_{t-2s} + \dots + \phi_{Ps} X_{t-Ps} + a_t - \theta_s a_{t-s} - \theta_{2s} a_{t-2s} - \dots - \theta_{Qs} a_{t-Qs}$$

ويرمز للنموذج بالرمز SARMA (P, Q) ، وقيمة (P, Q) تمثل رتبة النموذج .

أما إذا كانت السلاسل الموسمية غير ساكنة فتحول إلى ساكنة عن طريق أخذ الفروق الموسمية حيث أن عامل الفرق الموسمي (D) هو  $\nabla_S^D = (1 - B^S)^D$  ، وبذلك يكون لدينا النموذج الموسمي المختلط (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model) والذي صيغته:

$$\phi_p(B^S) \nabla_S^D X_t = \delta + \theta_q(B^S) a_t$$

حيث (P, D, Q) تحدد رتبة النموذج والذي يكتب على الصورة SARMA(P, D, Q)

### 4.9.6 - النموذج الموسمي المضاعف (Multiplicative Seasonal Model, SARIMA):

هو خليط من النماذج اللاموسمية والموسمية والصيغة العامة للنموذج الموسمي المضاعف من الدرجة (P, D, Q) × (p, d, q) يكتب بالشكل الآتي:

$$\phi_p(B) \phi_P(B^S) \nabla^d \nabla_S^D X_t = \delta + \theta_q(B) \theta_Q(B^S) a_t$$

p : رتبة نموذج الانحدار الذاتي غير الموسمي.

d : درجة الفرق غير الموسمي.

q : رتبة نموذج الاوساط المتحركة غير الموسمي.

$\phi_p(B)$  : معامل الانحدار الذاتي غير الموسمي.

$\nabla^d$  : معامل الفروق غير الموسمي عند الزمن  $(d)$  حيث  $(1 - B)$   
 $\theta_q(B)$  : معامل الاوساط المتحركة غير الموسمي.  
 $P$  : رتبة نموذج الانحدار الذاتي الموسمي.  
 $D$  : درجة الفرق الموسمي.  
 $Q$  : رتبة نموذج الانحدار الذاتي الموسمي.  
 $\phi_p(B^S)$  : معامل الانحدار الذاتي الموسمي.  
 $\nabla_S^D = (1 - B^S)^D$  : معامل الفروق عند الزمن  $(D)$  حيث  
 $\theta_Q(B^S)$  : معامل الاوساط المتحركة الموسمي.

### 10.6 - طريقة بوكس - جنكينز (Box & Jenkins Method) :

أسلوب (Box & Jenkins) من الأساليب المهمة المستخدمة في تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بقيمتها في المستقبل ، ولها تطبيقات في كثير من المجالات من بينها المجالات الاقتصادية والمجالات الأرصاد الجوية. ولكن قبل التطرق لخطوات بناء النموذج هناك شرط أساسي يجب توفره عند استخدام هذا الأسلوب في عملية التقدير، وهو شرط استقرار السلسلة الزمنية. وفي كثير من الأحيان يكون هذا الشرط غير محقق، ومن الأدوات الجيدة فالحكم على استقرار السلسلة الزمنية والتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF)، وكذلك اختبار جذر الوحدة الذي اقترحه ديكي فيلر (Dickey and Fuller) عام 1979 ثم قاما بتحسينه عام 1981

يعتمد الاختبار على المعادلات الثلاث الآتية :

$$i) \nabla X_t = \alpha_1 X_{t-1} + \sum_{j=1}^p B_j \nabla X_{t-j} + a_t$$

$$ii) \nabla X_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1} + \sum_{j=1}^p B_j \nabla X_{t-j} + a_t$$

$$iii) \nabla X_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1} + \sum_{j=1}^p B_j \nabla X_{t-j} + \beta_t + a_t$$

حيث:  $\nabla X_t = X_t - X_{t-1}$  عامل التفريق الأول،  $\beta_t$  يمثل الانحراف،  $a_t$  متسلسلة الضجة البيضاء. الفرضية التي نختبرها هي  $H_0: \alpha_1 = 0$  (وجود جذور الوحدة أي عدم استقرار السلسلة). وذلك باستخدام احصائية الاختبار  $\left[ t = \frac{\alpha_1}{SE(\alpha_1)} \right]$  حيث يتم مقارنة احصائية الاختبار مع القيم النظرية التي وضعها (Dickey and Fuller) في جدول لقبول أو رفض فرض العدم. ويعود عدم الاستقرار إلى (وجود اتجاه عام - وجود تقلبات موسمية - عدم ثبات المتوسط أو التباين) ويقصد بالاستقرار أن يكون متوسط وتباين السلسلة الزمنية ثابتين.

• عدم الاستقرار في المتوسط: إذا كانت  $\{X_t\}$  تمثل سلسلة الزمنية غير مستقرة فالمتوسط، فإنه يمكن إجراء تحويل باستخدام عامل التفريق (Difference Operator) للحصول على سلسلة

$$W_t = \nabla^d X_t$$

حيث  $\nabla = (1 - B)$  عامل التفريق  $(B)$  يسمى عامل الإزاحة الخلفي  $(d)$  تمثل مقدار الفرق الذي يحسب للسلسلة لجعلها مستقرة وفي أغلب الأحيان تكون قيمتها  $(d = 1, 2)$ .

في المعادلة السابقة إذا كانت  $(d = 1)$  أي أنه تم أخذ الفرق الأول (First Difference):

$$W_t = \nabla X_t = X_t - X_{t-1} \Rightarrow W_t = X_t(1 - B)$$

أما إذا كانت  $(d = 2)$  أي أنه تم أخذ الفرق الثاني (Second Difference):

$$W_t = \nabla^2 X_t = (X_t - X_{t-1}) - (X_{t-1} - X_{t-2}) \Rightarrow W_t = (1 - 2B + B^2)X_t = (1 - B)^2 X_t$$

وبشكل عام إذا أخذنا الفرق  $(dth\text{-order})$  للاختلاف تكتب السلسلة على الصورة:

$$dth\text{-order difference} = (1 - B)^d X_t$$

• عدم الاستقرار في التباين: عدم ثبات التباين للسلسلة الزمنية يعتبر من المشاكل الرئيسية في عدم الحصول على نموذج دقيق يمكن الاعتماد عليه في عملية التقدير، ومن أهم التحويلات المستخدمة لتثبيت تباين السلسلة الزمنية الحصول على اللوغاريتم الطبيعي لبيانات السلسلة أو الحصول على الجذر التربيعي لها أو مقلوب البيانات.



• إزالة التقلبات الموسمية: للتخلص من السلسلة الزمنية من التأثير الموسمي نستخدم طريقة الفرق الموسمي (Seasonal Differencing) وذلك بطرح القيم من بعضها البعض حسب فترات الإبطاء المتسقة مع نوع البيانات فمثلاً إذا كانت الفروق ربع سنوية  $(W_t = X_t - X_{t-4})$  أما إذا كانت الفروق شهرية  $(W_t = X_t - X_{t-12})$ .

### 11.6 - مراحل بناء النموذج الموسمي (Stages of Building Seasonal Model):

منهجية (Box & Jenkins) تعتمد على دراسة السلسلة الزمنية من أجل تحديدها ضمن عائلة نماذج (ARIMA) وتحديد النموذج الملائم لتمثيل هذه الظاهرة، وهناك أربعة مراحل لغرض بناء نموذج لتمثيل سلسلة زمنية ساكنة وتشمل:

#### 1.11.6 - تحديد رتبة النموذج (Identify Rank of The Model):

اختيار أو تحديد رتبة النموذج يمثل أهم وأصعب مراحل تحليل السلاسل الزمنية، ويعتمد منهج (Box - Jenkins) على دراسة وتحليل معاملات الارتباط الذاتي للدالة (ACF) ومعاملات الارتباط الذاتي الجزئي للدالة (PACF) عند قيم الإبطاء (k). ويحتوي الجدول (1.5) على ملخص للأنماط المختلفة لدالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للنماذج الموسمية والغير موسمية الساكنة المختلفة.

جدول (1.6) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للنماذج الموسمية والغير الموسمية الساكنة المختلفة

النموذج	دالة الارتباط الذاتي (ACF)	دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF)
$AR(p)$	تقترب من الصفر تدريجياً	تقترب من الصفر بعد الفترة الزمنية (p)
$MA(q)$	تقترب من الصفر بعد الفترة الزمنية (q)	تقترب من الصفر تدريجياً
$ARMA(p, q)$	تقترب من الصفر تدريجياً	تقترب من الصفر تدريجياً
$AR(p) \times SAR(P)$	تقترب من الصفر تدريجياً	تقترب من الصفر بعد الفترة الزمنية (p + SP)
$MA(q) \times SMA(Q)$	تقترب من الصفر بعد الفترة الزمنية (q + SQ)	تقترب من الصفر تدريجياً
$ARMA(p, q) \times (P, Q)$	تقترب من الصفر تدريجياً	تقترب من الصفر تدريجياً

### 2.11.6 - تقدير معالم النموذج (Estimation Parameters of The Model):

بعد تحديد رتبة النموذج لا بد من تقدير معالم النموذج  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$  و  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  و  $\delta$  و  $\theta_2, \dots, \theta_q$  وذلك باستخدام البيانات التاريخية المتوفرة لدينا. هناك طرق كثيرة لتقدير المعالم سنذكر منها:

- طريقة العزوم The Method of Moments
  - طريقة المربعات الدنيا الشرطية Conditional Least Square Method
  - طريقة الامكان الاعظم Maximum Likelihood Method
  - طريقة المربعات الدنيا غير الشرطية Unconditional Least Squares Method
- في حالة نموذج (ARMA) فإن تقدير المعاملات يصبح معقداً وتوجد عدة خوارزميات مقترحة لتقدير النموذج، وتختلف البرامج الإحصائية فيما بينها بتقدير معاملات النموذج بحسب الطريقة المتبعة، لذلك قد تعطي نتائج متباينة للنموذج نفسه.

### 3.11.6 - فحص ملائمة النموذج (Diagnostic Checking of Model):

بعد التعرف على النموذج المبدئي وتقدير المعالم لهذا النموذج نتوصل لمرحلة التشخيص واختبار النموذج وفي هذه المرحلة تجرى عدة اختبارات للتأكد من ملائمة النموذج لتمثيل السلسلة الزمنية المشاهدة، حيث تتم في هذه المرحلة اختبار معنوية المعالم، وكذلك اختبارات البواقي واختبارات المفاضلة بين النماذج المقترحة.

### • اختبار معنوية المعالم (Significant of Parameters Test):

ينبغي التأكد من أن المعالم معرفة ولا تنعدم باستخدام اختبار (Student, t) لاختبار الفرضية:

$(H_0: \phi_p = 0, H_1: \phi_p \neq 0)$  فعند اختبار معنوية المعلمة  $\phi_p$  عند الابطاء الزمني  $p$ ، تعطى احصائية الاختبار كما يلي:

$$T_c = \frac{|\phi_p|}{\sqrt{\text{var}(\phi_p)}} \quad , \quad \phi_p \text{ مقدره عند مستوى معنوية } (0.05)$$

أما بالنسبة لاختبار المعنوية الكلية للنموذج نستعمل إحصائية فيشر:

$$F_c = \frac{\sum_{t=1}^T (\hat{x}_t - \bar{x}_t)^2 / (p+q)}{\sum_{t=1}^T \hat{a}_t^2 / (T-p-q)} = \frac{R^2 / (p+q)}{(1-R^2) / (T-p-q)} \sim F_{\alpha}(p+q, T-p-q)$$

إذا كانت إحصائية فيشر أقل من أو تساوي القيمة الجدولية لتوزيع فيشر نقبل  $H_0$  أي ليس للنموذج معنوية إحصائية عند مستوى معنوية (0.05).

### • اختبار دالة الارتباط الذاتي للبواقي (Autocorrelation Function Test of Residuals):

نقارن دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الأصلية مع تلك الخاصة بالسلسلة المقدره، فإذا لوحظ اختلاف جوهري بينهما، فإنه دليل قاطع على فشل عملية التحديد، وهذا يستدعي إعادة بناء النموذج وتقديره من جديد أما إذا تشابهت الدالتين، فإننا ننتقل إلى دراسة وتحليل بواقي التقدير مع دالة الارتباط الذاتي للبواقي.

يجب أن تقع معاملات الارتباط الذاتي الكلية لهذه البواقي داخل مجال الثقة المعبر عنه ببيانيا بخطين متوازيين  $\left[ \frac{-T\alpha/2}{\sqrt{T}}, \frac{T\alpha/2}{\sqrt{T}} \right]$  تحت فرضية التوزيع الطبيعي لدالة الارتباط الذاتي بمتوسط معدوم وتباين  $\frac{1}{T}$  أي أن  $\hat{\rho} \sim N(0, \frac{1}{T})$ ، تكون قيمة  $Q = T \sum_{i=1}^k \hat{\rho}_{(i)}^2 \sim \chi_{\alpha}^2(k-p)$  وبمقارنة هذه الاحصاء مع  $\chi_{\alpha}^2(k-p-q)$  نقبل فرض العدم  $H_0$  إذا كانت  $Q$  المحسوبة للأخطاء أقل من القيمة الجدولية، وذلك يعني أن سلسلة البواقي مستقرة.

كما يمكننا استخدام اختبار (Ljung-Box) ويهدف هذا الاختبار للتأكد من عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي، وأن السياق المولد لسلسلة البواقي هو عشوائي تماماً. الفرضية الخاضعة لهذا الاختبار هي  $H_0: r_1(e_t) = r_2(e_t) = \dots = r_k(e_t) = 0$  مقابل الفرضية  $H_1$  التي تنص على وجود معامل واحد على الأقل لا يساوي صفر. حيث  $r_k(e_t)$  معامل الارتباط الذاتي للبواقي عند الابطاء  $(k)$ . وتحسب احصاء الاختبار بالصيغة التالية  $Q = T(T+2) \sum_{i=1}^k (T-i)$  نقبل  $H_0$  إذا كانت:  $Q < \chi_{\alpha}^2(k-p+q)$ ، ولاختبار تجانس التباين نمثل دالة الارتباط الذاتي لسلسلة مربعات البواقي بيانياً، فإذا كانت هذه الأخير تقع كلها داخل مجال الثقة فإننا نقبل فرضية العدم، أي أن معاملات الارتباط الذاتي ليس لها معنوية إحصائية وبالتالي سلسلة مربعات البواقي مستقرة. بمعنى آخر أن التباين الشرطي للأخطاء متجانس وللتأكد من ذلك يمكن استعمال اختبار (ARCH-LM) فإذا كانت هذه الإحصاء أقل من أو تساوي القيمة الجدولية  $(\chi_{\alpha}^2)$  فإننا نقبل فرضية العدم (فرضية تجانس التباين الشرطي للأخطاء) وهذا ما يتفق مع فرضية استقرار مربعات البواقي.

### • اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي (Test The Normal Distribution of Residuals):

يمكن استخدام (Jarque-Bera) الذي يعتمد على معامل الالتواء (SKeweness) ومعامل

$$JB = \frac{T}{6} \beta_1 + \frac{T}{24} (\beta_2 - 3)^2 \quad \text{ويحسب بالصيغة التالية:}$$

$$\beta_1 = S = \frac{\left[ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - m)^3 \right]^2}{\left[ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - m)^2 \right]^2} = \frac{\mu_3^2}{\mu_2^3} \quad \beta_2 = K = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - m)^4}{\left[ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - m)^2 \right]^2} = \frac{\mu_4}{\mu_2^2}$$

(معامل التماثل) (معامل التقلطح)

حيث  $(m)$  المتوسط الحسابي للسلسلة الزمنية المستقرة إذا كان التوزيع طبيعي وعدد المشاهدات كبير  $T > 30$  فإن  $\left[ \beta_2 \sim N\left(0, \sqrt{\frac{24}{T}}\right), \beta_1^{1/2} \sim N\left(0, \sqrt{\frac{6}{T}}\right) \right]$  اختبار  $(JB)$  يجمع بين العاملين فإذا كان  $(\beta_2, \beta_1)$  يتبعان التوزيع الطبيعي فإن قيمة  $JB = \frac{T}{6}\beta_1 + \frac{T}{24}(\beta_2 - 3)^2$  تتبع توزيع كاي تربيع بدرجتي حرية  $JB \sim \chi_{\alpha}^2(2)$ ، والفرضية الخاضعة لهذا الاختبار هي:  
 $H_0$ : (توزيع البواقي يتبع التوزيع الطبيعي)  $H_1$ : (توزيع البواقي لا يتبع التوزيع الطبيعي).

#### • المفاضلة بين النماذج (The Comparison Between the Models):

في بعض الحالات تكون هناك مجموعة من النماذج غير مرفوضة بواسطة الأدوات الإحصائية المستخدمة، وللمفاضلة بين هذه النماذج واختيار النموذج الأنسب نستعمل المعايير التالية:

- متوسط الخطأ المطلق النسبي (MAPE (Mean Absolute Percentage error)
- الجذر التربيعي لمتوسط مربع الأخطاء (RMSE (Root Mean Square Error)
- معيار معلومات أكيك (AIC (Akaike's Information Criterion)
- معيار شوارز بيزن (SBC (Schwarz Bayesian Criterion)
- ويكون أساس اختيار النموذج على أساس أصغر قيمة للمعيار المستخدم في المفاضلة.

#### 12.6 - التنبؤ (Forecasting):

التنبؤ هو الخطوة الأخيرة من خطوات دراسة وتحليل نماذج السلاسل الزمنية، فبعد تحديد النموذج الملائم للبيانات يتم استخدامه لتقدير قيم الظاهرة لفترات زمنية مستقبلية ( $L = 1, 2, \dots$ ) وذلك بأخذ التوقع الشرطي عند الزمن  $(t)$  لنحصل على التنبؤات  $\hat{X}_t(L) = X_{t+L}$  بمتوسط مربع خطأ أقل ما يمكن، وباستخدام صيغة معادلة الفروق (Differences Equation Form) التي تحتوي على قيم حالية وسابقة لكل من  $(X_t, a_t)$  يمكن حساب التنبؤات للنموذج الموسمي المختلط بالصيغة التالية:

$$X_{t+L} = \hat{X}_t(L) = \delta + \phi_s X_{t+L-s} + \phi_{2s} X_{t+L-2s} + \dots + \phi_{ps} X_{t+L-ps} + a_{t+L} - \theta_s a_{t+L-s} - \theta_{2s} a_{t-2s} \dots - \theta_{qs} a_{t-qs}$$

$$\text{حيث: } X_{t+L} = E(X_{t+L}), \quad a_{t+L} = E(a_{t+L})$$

#### 7 - الجانب التطبيقي (Applied Side):

في هذا الجانب من الدراسة سنعرض النتائج التي تحصلنا عليها عند إتباع خطوات تطبيق (Box and Jenkins) المتمثلة في مراحل (التعرف - التقدير - التشخيص - التنبؤ). لتقدير النموذج الملائم والكفؤ لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية قيد الدراسة. حيث كان المتغير التابع يمثل معدل درجات الحرارة الشهرية ببلدية بنينا، والمتغير المستقل يمثل متغير الزمن. ولإنجاز خطوات العمل تم استخدام برنامج (Excel 2007) لتبويب عينة الدراسة، والبرنامجين الإحصائيين (EViews 9.0 – Gretl 1.9). لتقدير واختيار النموذج الملائم للتنبؤ به وفق طريقة (Box and Jenkins).

#### 1.7 - عينة الدراسة (Sample of Study):

عينة الدراسة مكونة من المعدلات الشهرية لدرجات الحرارة مقاسه بالنسبة المئوية من شهر يناير (1996) إلى شهر ديسمبر (2010) ومصدر البيانات محطة الارصاد الجوية لمطار بنينا الدولي، ونظراً لتوقف المحطة عن العمل كانت البيانات المتوفرة حتى عام (2010) فقط، حيث بلغ حجم العينة (180) مشاهدة بمتوسط قدره (19.99) وانحراف معياري (5.42) وقيمة دنيا (10.20) وقيمة عليا (28.10). إن عدد المشاهدات المتوفرة في السلسلة الموضحة بالجدول أدناه يمكننا الاعتماد عليها للتوصل إلى نموذج ملائم يعبر عن الظاهرة المدروسة.

جدول (1.7) : معدل درجات الحرارة الشهري للفترة (1996 - 2010) لبلدية بنينا

Year Month	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
Jan.	10.2	11.5	13.2	12.4	11.3	12.6	12.2	11.3	12.7	12.9	12.2	12.5	11.9	13.7	13.7
Feb.	11.6	12.5	13.2	14.0	12.5	12.3	11.1	13.3	12.7	12.6	12.9	11.6	11.5	13.3	13.0
Mar.	16.9	14.6	15.4	14.4	15.4	16.3	14.0	14.7	13.7	15.8	17.3	13.3	15.0	15.7	15.2
Apr.	20.2	19.8	19.2	19.5	20.0	16.9	18.9	17.1	17.3	18.8	19.0	17.8	18.0	18.8	18.8
may	21.8	22.5	23.6	20.4	22.7	21.7	21.0	21.0	22.2	24.0	23.9	22.4	23.1	21.4	21.6
Jun.	27.1	24.7	25.7	24.5	25.5	24.9	26.4	27.5	27.6	26.9	24.2	25.9	24.8	26.3	25.8
Jul.	26.6	26.4	25.4	26.7	25.9	24.9	25.6	26.8	27.3	25.6	26.7	27.8	27.1	26.9	26.8
Aug.	27.0	26.7	25.6	26.8	25.8	25.5	26.1	27.6	25.8	27.9	27.1	28.1	26.8	27.3	26.7
Sep.	25.0	24.7	24.2	25.3	25.9	25.1	25.4	27.3	24.5	26.4	27.7	26.2	26.3	24.5	26.3
Act.	23.2	20.8	20.5	22.5	20.5	24.0	23.8	20.8	21.4	23.6	22.2	22.3	22.1	23.1	21.9
Nov.	16.2	18.2	18.3	17.9	17.4	17.0	19.4	15.8	18.4	19.2	18.4	19.3	18.1	18.4	17.3
Dec.	14.6	12.7	14.7	15.2	14.6	11.7	14.8	14.2	14.5	14.9	13.7	14.1	15.0	13.8	15.6

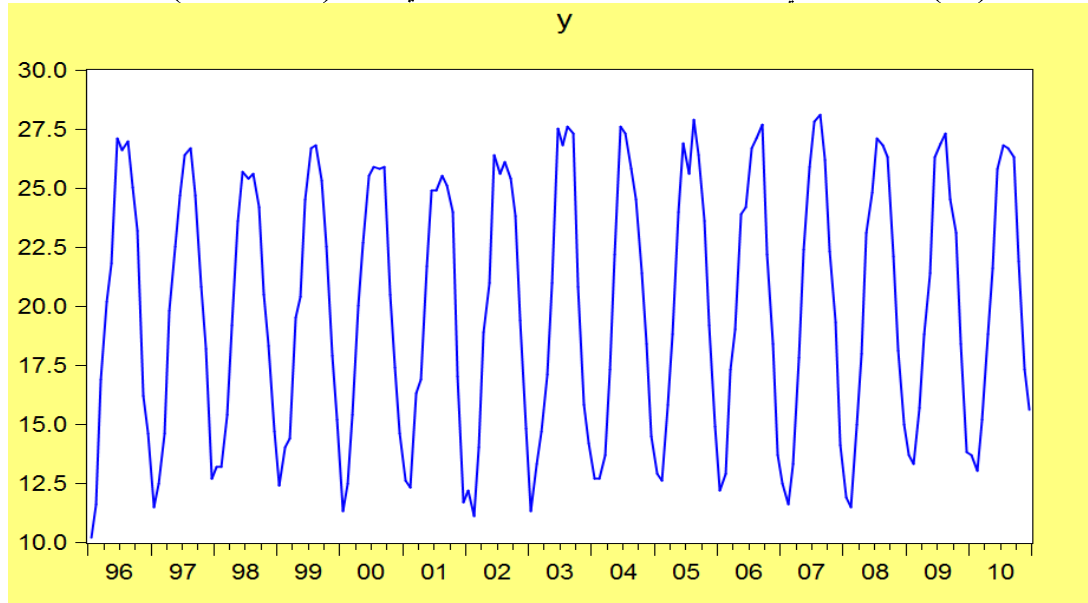
المصدر: محطة الارصاد الجوي مطار بنينا الدولي

## 2.7 - دراسة وصفية لبيانات السلسلة (A descriptive Study of The Data Series):

الغرض من هذه الخطوة هو التعرف على طبيعة السلسلة محل الدراسة، من أجل أخذ صورة أولية عن استقرارها من عدمه، وعليه نقوم بالخطوات التالية:

### 1.2.67 - رسم السلسلة الزمنية (Draw The Time Series):

قبل البدء في التحليل تم رسم المنحني البياني للسلسلة الزمنية للتعرف على خصائصها الأولية. شكل (1.7): التمثيل البياني لسلسلة معدلات درجات الحرارة الشهري للفترة (1996 - 2010) لبلدية بنينا



المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

من خلال الشكل (1.7) نلاحظ وجود تذبذبات متمثلة في تقعات وتنوعات هذه التذبذبات تتكرر بانتظام كل سنة وهي تشير إلى وجود المركبة الموسمية .

## 2.2.7 - استقرار السلسلة الزمنية (Stationary Time Series):

لدراسة استقرار السلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة (y) قمنا بتمثيل دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية بيانياً، وكانت النتيجة على الصورة التالية:

شكل (2.7): دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة (Y)

Date: 04/29/18 Time: 23:08  
Sample: 1996M01 2010M12  
Included observations: 180

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.830	0.830	125.94	0.000
		2	0.467	-0.709	166.08	0.000
		3	-0.008	-0.525	166.09	0.000
		4	-0.469	-0.374	207.03	0.000
		5	-0.808	-0.379	329.24	0.000
		6	-0.921	-0.148	488.79	0.000
		7	-0.798	-0.223	609.27	0.000
		8	-0.461	-0.060	649.77	0.000
		9	-0.002	0.058	649.77	0.000
		10	0.458	0.098	690.17	0.000
		11	0.784	0.016	809.27	0.000
		12	0.902	0.057	967.80	0.000
		13	0.773	-0.031	1084.9	0.000
		14	0.439	-0.030	1122.9	0.000
		15	0.001	0.115	1122.9	0.000
		16	-0.433	0.010	1160.4	0.000
		17	-0.745	0.080	1272.1	0.000
		18	-0.864	-0.073	1423.0	0.000
		19	-0.745	0.038	1535.9	0.000
		20	-0.429	0.048	1573.6	0.000
		21	-0.006	-0.065	1573.6	0.000
		22	0.416	0.036	1609.4	0.000
		23	0.730	0.108	1720.5	0.000
		24	0.838	-0.024	1867.8	0.000

المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

نلاحظ من الشكل (2.7) خروج نتوء من مجال الثقة، أي أن المعلمات المحسوبة من أجل كل الفجوات تختلف معنوياً عن الصفر عند مستوى معنوية (0.05) خارج مجال الثقة  $\left[ \frac{-T_{\alpha/2}}{\sqrt{T}}, \frac{T_{\alpha/2}}{\sqrt{T}} \right]$  وهذا ما يؤكد أن السلسلة غير مستقرة وبالتالي تخضع للمركبة الموسمية، أو المركبة العشوائية.

وللتأكد قمنا بإجراء اختبار (Dickey and Fuller) الذي كانت نتيجته على النحو التالي:

جدول (2.7): نتائج اختبار (Dickey and Fuller) للسلسلة (Y)

The model	t- calculated	t- Tabulated	Prob.
Model (I)	0.039092	-1.942745	0.6939
Model (II)	-2.210125	-2.878723	0.2035
Model (III)	-3.436163	-10.86800	0.000

المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

من خلال اختبارات جذر الوحدة تأكد إن السلسلة غير مستقرة، وللوصول الى الاستقرار تم أخذ فروقات من الدرجة الأولى لتخلص من مركبة الاتجاه، ثم أخذنا الفرق من الدرجة (12) للتخلص من أثر الموسمية، وينتج عن ذلك السلسلة الزمنية (SDY) وعند التمثيل البياني لدالة الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة الزمنية (SDY) والنتيجة على الصورة التالية:

شكل (3.7): دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة (SDY)

Date: 04/30/18 Time: 15:01  
Sample: 1996M01 2010M12  
Included observations: 167

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.436	-0.436	32.386	0.000
		2	-0.004	-0.240	32.389	0.000
		3	-0.115	-0.291	34.671	0.000
		4	0.084	-0.165	35.883	0.000
		5	-0.100	-0.253	37.640	0.000
		6	0.118	-0.119	40.087	0.000
		7	-0.006	-0.050	40.093	0.000
		8	-0.123	-0.227	42.776	0.000
		9	0.064	-0.164	43.510	0.000
		10	0.125	0.040	46.321	0.000
		11	0.127	0.364	49.235	0.000
		12	-0.446	-0.199	85.425	0.000
		13	0.259	-0.007	97.711	0.000
		14	-0.115	-0.046	100.17	0.000
		15	0.062	-0.113	100.89	0.000
		16	-0.019	-0.141	100.96	0.000
		17	0.182	0.061	107.17	0.000
		18	-0.206	0.034	115.18	0.000
		19	-0.015	-0.154	115.23	0.000
		20	0.128	-0.076	118.36	0.000
		21	-0.046	-0.052	118.78	0.000
		22	-0.080	-0.060	120.02	0.000
		23	0.104	0.163	122.14	0.000
		24	-0.040	-0.109	122.46	0.000

المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

نلاحظ من خلال الشكل (3.7) عند التمثيل البياني لدالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي أن معاملات الارتباط الذاتي البسيط تقع معظمها داخل مجال الثقة  $\left[ \frac{-T\alpha/2}{\sqrt{T}}, \frac{T\alpha/2}{\sqrt{T}} \right]$  وتتناقص بشكل متسارع نحو الصفر، أي أنها تساوي معنويًا صفر مما يوحي باستقرار السلسلة وهذا ما سنؤكد بتطبيق اختبار (Dickey and Fuller).

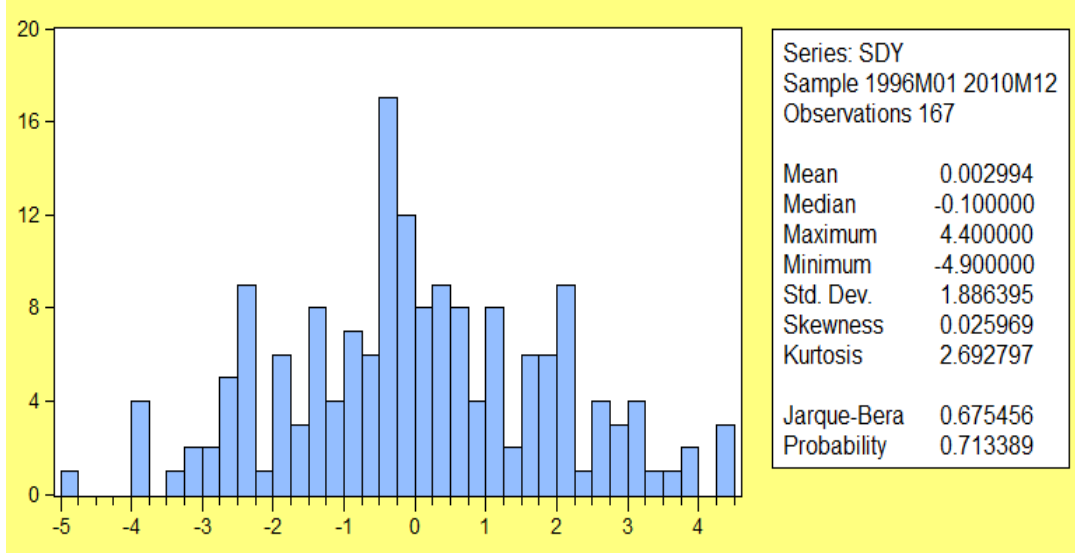
جدول (3.7): نتائج اختبار (Dickey and Fuller) للسلسلة (SDY)

The model	t- calculated	t- Tabulated	Prob.
Model (I)	-4.888302	-1.942896	0.0000
Model (II)	-4.871164	-2.880088	0.0001
Model (III)	-4.835733	-3.439075	0.0006

المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

بما أن القيمة الاحتمالية لاختبار النماذج الثلاثة أقل من (0.05) يمكننا رفض فرض العدم القائل بوجود جذر الوحدة أي أن السلسلة الزمنية (SDY) مستقرة. وسنختبر الآن ما إذا كانت السلسلة (SDY) تحمل خصائص التوزيع الطبيعي أم لا، وللتحقق من ذلك تم استخدام اختبار (Jarque-Bera) الذي يعتمد على معامل الالتواء ومعامل التفلطح وكانت النتائج على النحو التالي:

شكل (4.7): اختبار التوزيع الطبيعي للسلسلة (SDY)



المصدر : اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

$$v_1 = \frac{\beta_1^{1/2} - 0}{\sqrt{\frac{6}{T}}} = \frac{0.025969 - 0}{\sqrt{\frac{6}{167}}} = 0.137 < 1.96$$

نحسب احصاء اختبار (SKewness):

$$v_2 = \frac{\beta_2 - 3}{\sqrt{\frac{24}{T}}} = \frac{2.692797 - 3}{\sqrt{\frac{24}{167}}} = -0.81 < 1.96$$

نحسب احصاء اختبار (Kurtosis):

ويترتب على ذلك قبول فرضية العدم ( $H_0: v_1 = 0$ ) التي تنص على أن التوزيع متماثل.  
ويترتب على ذلك قبول فرضية العدم ( $H_0: v_2 = 0$ ) التي تنص على أن التوزيع طبيعي.  
يمكن استخدام (Jarque-Bera) فمن الشكل أعلاه قيمة  $JB = 0.713389 < \chi_{0.05}^2(2) = 5.99$   
بعد الوصول إلى استقرار السلسلة (SDY) ننقل إلى أهم مرحلة وهي مرحلة تقدير نموذج التنبؤ حسب منهجية (Box & Jenkins).

### 3.7 - تحديد رتبة النموذج (Identify Rank of The Model):

عند مطابقة قيم معاملات الارتباط الذاتي (ACF) ومعاملات الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) للسلسلة الزمنية (SDY) الموضحة بالشكل (3.6) مع السلوك النظري الموضح بالجدول (1.5). نلاحظ أن قيم معاملات الارتباط الذاتي لها فرق معنوي في الفترة الأولى من كل موسم. وكذلك التناقض التدريجي للدالتين مع زيادة فترات الإبطاء (تسلك سلوك دالة الجيب). ومن ذلك نستنتج أن النموذج المقترح هو النموذج الموسمي المضاعف من الرتبة  $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$

$$\nabla^1 \nabla^{12} X_t = (1 - \theta_1 B) (1 - \theta_{12} B^{12}) a_t$$

$$X_t = X_{t-1} + X_{t-12} - X_{t-13} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_{12} a_{t-12} + \theta_1 \theta_{12} a_{t-13}$$

### 4.7 - تقدير معالم النموذج (Estimation of Parameters of The Model):

بعد تقدير ومعاينة النماذج الممكنة، يكون النموذج المختار هو  $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  حيث تم اختيار هذا النموذج بعد المفاضلة بين النماذج المقترحة بالاعتماد على المعيارين التاليين:

- Akaike(AIC)
- Schwarz (BIC)

جدول (4.7) : نتائج تقدير النموذج الأمثل

Dependent Variable: SDY  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 05/07/18 Time: 22:30  
Sample: 1997M02 2010M12  
Included observations: 167  
Convergence achieved after 19 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	-0.964279	0.033139	-29.09778	0.0000
SMA(12)	-0.946677	0.208698	-4.536119	0.0000
SIGMASQ	1.068078	0.220956	4.833893	0.0000

R-squared	0.698042	Mean dependent var	0.002994
Adjusted R-squared	0.694360	S.D. dependent var	1.886395
S.E. of regression	1.042888	Akaike info criterion	3.113215
Sum squared resid	178.3690	Schwarz criterion	3.169227
Log likelihood	-256.9534	Hannan-Quinn criter.	3.135949
Durbin-Watson stat	1.769727		

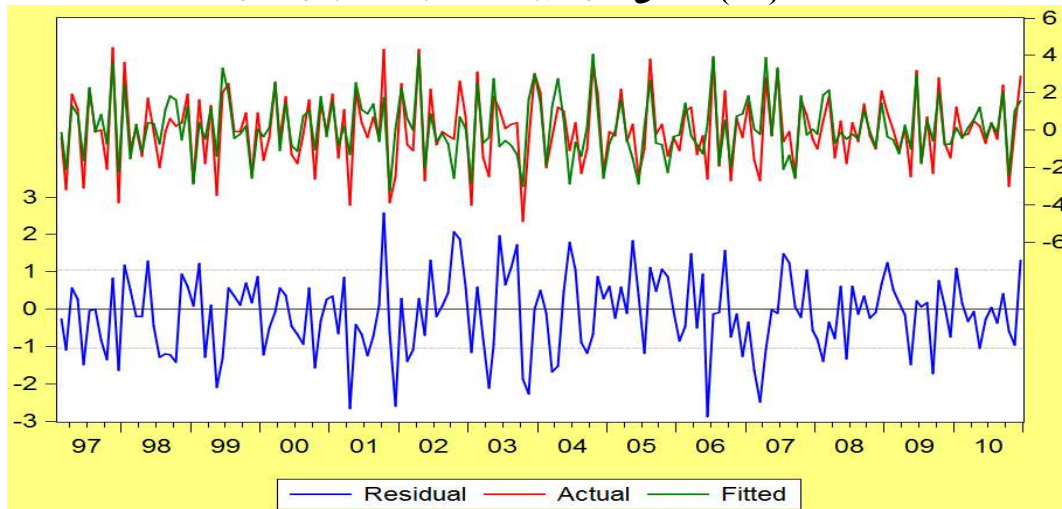
Inverted MA Roots	1.00	.96	.86-.50i	.86+.50i
	.50+.86i	.50-.86i	.00+1.00i	-.00-1.00i
	-.50+.86i	-.50-.86i	-.86+.50i	-.86-.50i
	-1.00			

المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

من الجدول أعلاه يكون النموذج المقدر لتمثيل السلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة هو:  

$$X_t = X_{t-1} + X_{t-12} - X_{t-13} + a_t + 0.9642790a_{t-1} + 0.946677a_{t-12} + 0.912860a_{t-13}$$
 وقبل استخدام النموذج لحساب التنبؤات المستقبلية يجب اختباره للتأكد من صحته وكفاءته.

شكل (5.7): منحنى مقارنة بين السلسلتين الأصلية والمقدرة



المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

نلاحظ من الشكل أعلاه شبه تطابق بين المنحنيين منحنى السلسلة الأصلي (Actual) ومنحنى السلسلة (Fitted) أما منحنى سلسلة بواقي التقدير (Residual) فيلتف بشكل عشوائي على محور الفواصل وذلك دليل على عدم وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء.



### 5.7 - فحص ملائمة النموذج (Diagnostic Checking of Model):

في هذه المرحلة سوف نقوم باختبار النموذج الملائم أي التأكد من أن النموذج مناسب من أجل القيام بعملية التنبؤ وذلك باختبار إستقرارية واستقلالية سلسلة البواقي وكذلك اختبارات التوزيع الطبيعي للبواقي.

1.5.7 اختبار دالة الارتباط الذاتي للبواقي (Autocorrelation Function Test of Residuals):  
لاختبار استقرار سلسلة البواقي تم استخدام دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للبواقي وكانت النتائج على النحو التالي:

شكل (6.7) : دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للبواقي

Date: 05/03/18 Time: 02:58

Sample: 1997M02 2010M12

Included observations: 167

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.089	0.089	1.3615	
		2 -0.040	-0.048	1.6361	
		3 -0.117	-0.110	3.9791	0.046
		4 -0.079	-0.062	5.0544	0.080
		5 -0.105	-0.104	6.9682	0.073
		6 0.017	0.016	7.0203	0.135
		7 -0.100	-0.132	8.7848	0.118
		8 -0.018	-0.028	8.8446	0.183
		9 0.068	0.052	9.6678	0.208
		10 0.165	0.126	14.586	0.068
		11 0.071	0.042	15.493	0.078
		12 -0.049	-0.060	15.924	0.102
		13 -0.035	0.020	16.145	0.136
		14 -0.087	-0.062	17.540	0.130
		15 0.002	0.032	17.540	0.176
		16 -0.008	-0.013	17.551	0.228
		17 -0.015	-0.011	17.596	0.284
		18 -0.130	-0.128	20.815	0.186
		19 -0.121	-0.158	23.627	0.130
		20 0.100	0.090	25.559	0.110
		21 0.006	-0.086	25.566	0.143
		22 -0.041	-0.068	25.899	0.169
		23 0.050	0.046	26.384	0.192
		24 -0.076	-0.103	27.525	0.192

المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

من خلال الشكل أعلاه نلاحظ أن معاملات الارتباط الذاتي للسلسلة البواقي تقع جميعها داخل مجال الثقة  $\left[-\frac{1.96}{\sqrt{T}}, \frac{1.96}{\sqrt{T}}\right]$  بالإضافة إلى أن قيمة إحصاءه (Ljung-Box) عند الإبطاء (24) أصغر من القيمة الجدولية لتوزيع مربع كاي  $\{Q = 27.525 < \chi^2_{0.05}(24) = 36.415\}$  ونسبة الاحتمال (Prob.=0.192) أكبر من (0.05) ومنه نقبل فرض العدم الذي يقر بانعدام جميع معاملات دالة الارتباط الذاتي، أي أن سلسلة البواقي مستقرة. ولاختبار تجانس التباين الشرطي للبواقي تم استخدام دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي لمربعات البواقي وكانت النتائج على النحو التالي:

شكل (7.7): دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي لمربعات البواقي

Date: 05/03/18 Time: 03:45

Sample: 1997M02 2010M12

Included observations: 167

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.025	-0.025	0.1053	
		2 0.031	0.030	0.2652	
		3 0.031	0.032	0.4259	0.514
		4 -0.040	-0.040	0.7095	0.701
		5 0.035	0.031	0.9223	0.820
		6 0.137	0.141	4.2132	0.378
		7 -0.003	0.005	4.2146	0.519
		8 0.153	0.144	8.3872	0.211
		9 0.002	0.005	8.3876	0.300
		10 0.075	0.082	9.4094	0.309
		11 0.049	0.039	9.8408	0.364
		12 0.038	0.033	10.099	0.432
		13 0.022	0.011	10.190	0.513
		14 -0.029	-0.068	10.350	0.585
		15 -0.116	-0.130	12.838	0.460
		16 0.002	-0.054	12.839	0.539
		17 -0.037	-0.055	13.092	0.595
		18 0.054	0.016	13.635	0.626
		19 -0.036	-0.064	13.884	0.675
		20 -0.002	-0.005	13.885	0.737
		21 -0.019	-0.000	13.952	0.787
		22 -0.017	0.008	14.009	0.830
		23 0.113	0.167	16.533	0.739
		24 0.057	0.093	17.169	0.754

المصدر : اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

من خلال الشكل أعلاه نلاحظ أن معاملات الارتباط الذاتي للسلسلة مربعات البواقي تقع جميعها داخل مجال الثقة  $\left[ \frac{-1.96}{\sqrt{T}}, \frac{1.96}{\sqrt{T}} \right]$  بالإضافة إلى أن قيمة إحصاءه (Ljung-Box) عند الإبطاء (24) أصغر من القيمة الجدولية لتوزيع مربع كاي  $\{ Q = 17.169 < \chi^2_{0.05}(24) = 36.415 \}$  ونسبة الاحتمال (Prob.=0.754) أكبر من (0.05) ومنه نقبل فرض العدم الذي يقر بتجانس التباين الشرطي للبواقي. ولاختبار وجود علاقة بين المتغيرات المستقلة والبواقي نستخدم اختبار (ARCH) وكانت النتائج على النحو التالي:

جدول (5.7) : نتائج اختبار (ARCH)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.158574	Prob. F(1,164)	0.6910
Obs*R-squared	0.160352	Prob. Chi-Square(1)	0.6888

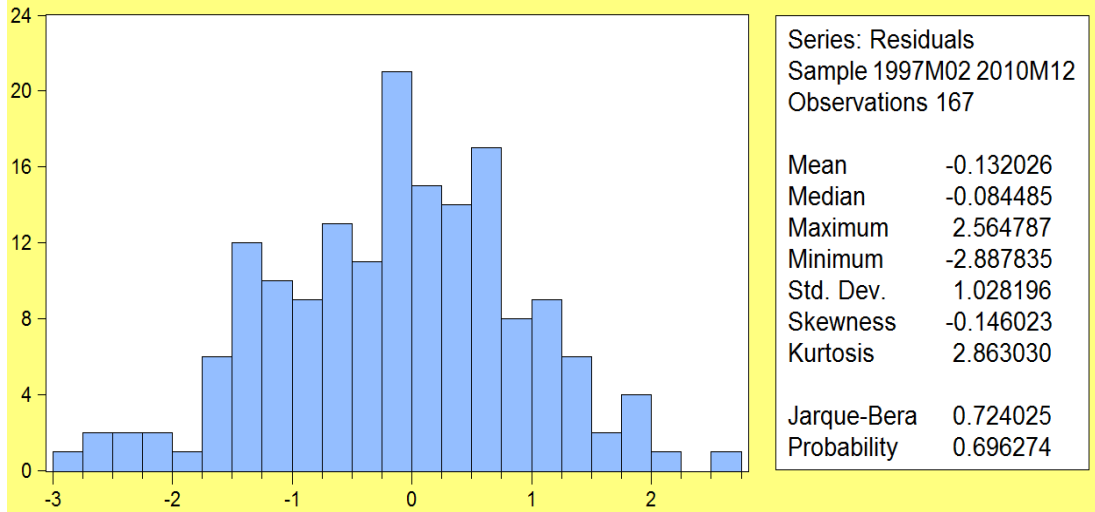
المصدر : اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

حيث يتضح من الجدول أعلاه أن قيمتي الاحتمال (0.6910 ، 0.6888) أكبر من (0.05) ومنه نقبل فرض العدم الذي يقر بتجانس التباين للنموذج.

### 2.5.7 - اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي ( Test The Normal Distribution of Residuals ):

لاختبار تبعية سلسلة البواقي للتوزيع الطبيعي تم استخدام اختبار (Jarque-Bera) وكانت النتيجة على النحو التالي:

شكل (8.7): اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي



المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (Eviews 9.0)

$$v_1 = \frac{\beta_1^{1/2} - 0}{\sqrt{\frac{6}{T}}} = \frac{-0.146023 - 0}{\sqrt{\frac{6}{167}}} = -0.77 < 1.96 \quad \text{نحسب احصاء اختبار (SKeweness):}$$

ويترتب على ذلك قبول فرضية العدم ( $H_0: v_1 = 0$ ) التي تنص على أن التوزيع متماثل.

$$v_2 = \frac{\beta_2 - 3}{\sqrt{\frac{24}{T}}} = \frac{2.863030 - 3}{\sqrt{\frac{24}{167}}} = -0.36 < 1.96 \quad \text{نحسب احصاء اختبار (Kurtosis):}$$

ويترتب على ذلك قبول فرضية العدم ( $H_0: v_2 = 0$ ) التي تنص على أن التقلطح طبيعي.

يمكن استخدام (Jarque-Bera) فمن الشكل اعلاه قيمة  $JB = 0.724025 < \chi_{0.05}^2(2) = 5.99$  وبناء عليه تم قبول فرض العدم ( $H_0: v_3 = 0$ ) الذي ينص على أن سلسلة البواقي تتوزع طبيعياً.

### 6.7 - التنبؤ (Forecasting):

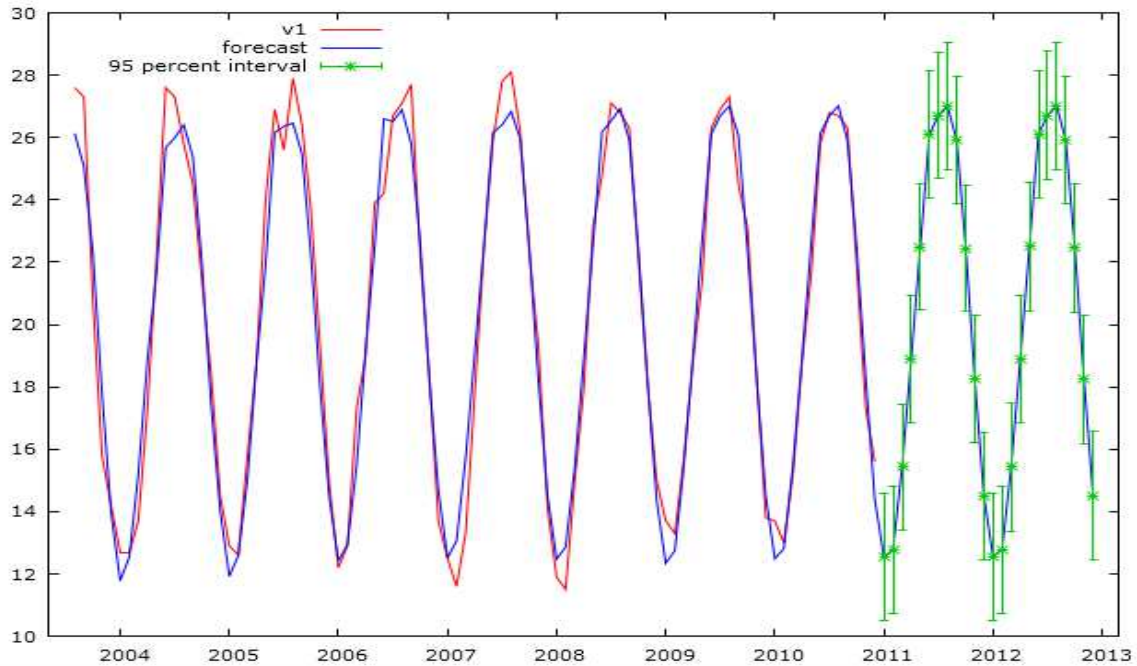
التنبؤ هو الخطوة الاخيرة من خطوات دراسة وتحليل نماذج السلاسل الزمنية باستخدام نماذج بوكس وجنكيز (Box & Jenkins) فبعد تحديد النموذج الملائم للتنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة لبلدية بنينا، وهو النموذج الموسمي المضاعف  $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  ، تم استخدامه للتنبؤ بمعدلات درجات الحرارة لفترة (24) شهراً أي معدلات درجات الحرارة لعامي (2011 و 2012) نتيجة التنبؤ موضحة بالجدول (6.6) أدناه مدعومة بمجال فترة ثقة لكل معدل درجة حرارة متوقعة. وقد اتضح أن معدلات درجات الحرارة الناتجة من عملية التنبؤ، أنها تنبؤات جيدة و قريبة من الواقع الفعلي للسلسلة معدلات درجات الحرارة الأصلية، كما تبين من الشكل (9.6) الموضح أدناه التقارب الكبير بين السلسلة الفعلية لمعدلات درجات الحرارة الشهرية وبين السلسلة المتنبأ بها من خلال النموذج المقترح الذي تم التوصل له، وهذا يثبت كفاءة النموذج المقترح في تمثيله للظاهرة المدروسة وبالتالي في حسابه لتنبؤات معدلات درجات الحرارة في المستقبل.

جدول (6.7): نتائج التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة ببلدية بنينا لعامي (2011، 2012)

الزمن بالأشهر (متغير مستقل)	قيم التنبؤ بمعدل درجة الحرارة الشهري	فترة الثقة لدرجات الحرارة المتوقعة
2011:01	12.54267	10.5 – 14.6
2011:02	12.77553	10.7 – 14.8
2011:03	15.42443	13.4 – 17.5
2011:04	18.88836	16.9 – 20.9
2011:05	22.49339	20.5 – 24.5
2011:06	26.10106	24.1 – 28.1
2011:07	26.70522	24.7 – 28.7
2011:08	26.99823	25.0 – 29.0
2011:09	25.91387	23.9 – 27.9
2011:10	22.45113	20.4 – 24.5
2011:11	18.23899	16.2 – 20.3
2011:12	14.50270	12.5 – 16.5
2012:01	12.55001	10.5 – 14.6
2012:02	12.78287	10.7 – 14.8
2012:03	15.43177	13.4 – 17.5
2012:04	18.89570	16.8 – 20.9
2012:05	22.50073	20.4 – 24.6
2012:06	26.10840	24.1 – 28.2
2012:07	26.71256	24.7 – 28.8
2012:08	27.00557	24.9 – 29.1
2012:09	25.92121	23.9 – 28.0
2012:10	22.45847	20.4 – 24.5
2012:11	18.24633	16.2 – 20.3
2012:12	14.51004	12.4 – 16.6

المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (GRETL 1.9)

شكل (9.7): منحني معدلات درجات الحرارة الشهرية المتنبأ بها مع فترات الثقة للمنحنى التنبؤ



المصدر: اعداد الباحث باستخدام برنامج (GRETL 1.9)

### 8 - خلاصة البحث (Summary of Research):

- يمكننا حصر خلاصة البحث في النقاط التالية:
- إن تطبيق طريقة بوكس جنكيز للتنبؤ يمر بأربع مراحل (التعرف-التقدير-التشخيص-التنبؤ)
  - إن درجات الحرارة الشهرية في بلدية بنينا تؤلف سلسلة زمنية غير ساكنة وموسمية أي تعيد نفسها كل (12) شهراً، وذلك من خلال دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي.
  - تحقق سلسلة معدلات درجات الحرارة الشهرية لبلدية بنينا الاستقرار بعد أخذ الفرق من الدرجة الأولى ثم أخذ الفرق الموسمي من الدرجة (12) .
  - بعد المفاضلة بين النماذج المقترحة أتضح أن معدلات درجات الحرارة تتبع النموذج الموسمي المضاعف  $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$  .
  - باستخدام النموذج الذي توصلنا إليه في التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة ببلدية بنينا لعامي (2011،2012) أعطى النموذج قيم متوقعة قريبة من القيم الفعلية للسلسلة.

### 9 - التوصيات (Recommendations):

- أن تقوم الجهات المستفيدة وذات العلاقة منها مصلحة الأرصاد الجوية بالتنبؤ بمعدلات درجات الحرارة الشهرية ببلدية بنينا بتطبيق النموذج الموسمي المضاعف  $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$
- من الممكن تطبيق النموذج لغرض التنبؤ بدرجات الحرارة اليومية في بلدية بنينا.
- تعميم هذه الدراسة للتنبؤ بالأحوال الجوية في بلديات أخرى.

### 10 - المراجع (References):

استندت الدراسة على مراجع باللغتين العربية والانجليزية وكانت على النحو التالي:

#### 1.10 - المراجع العربية (Arabic References):

- ظافر رمضان مطر البدراني ورهاد عماد ص ليوا (2014) . تقييم تنبؤ السلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة ، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد (26) .
- عدنان ماجد عبد الرحمن بري (2002). طرق التنبؤ الإحصائي، الجزء الأول، جامعة الملك سعود، السعودية.
- عدنان نقار، منذر العواد (2008). منهجية في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية، المجلد (26) العدد الثالث.
- عرباوي عبدالستار (2016). التنبؤ بدرجات الحرارة لولاية ورقلة باستخدام طريقة بوكس جنكيز، رسالة ماجستير، كلية الرياضيات وعلوم المادة، قسم الرياضيات، جامعة قاصدي مرباح، ورقلة ، الجزائر.
- عزام، عبد المرضي حامد وأحمد حسين هارون (1992). السلاسل الزمنية من الجهة التطبيقية ونماذج بوكس-جنكيز .كتاب مترجم، الرياض: دار المريخ.
- فرج عبد الرحمن عبد السلام (2010) مراحل عملية التنبؤ، جامعة الجبل الغربي ليبيا.

#### 2.10 - المراجع الانجليزية (English References):

- Box, G. E. P. and Jenkins, G.M, “Time Series Analysis, Forecasting and Control”, Sanfransiscow, Holden-Day (1979).
- Hung Wenjie and Hongxing, “ARIMA Seasonal of Time Series and Its ” Application to long Range Weather Forecasting, WMO Symposium on Probablistic and Statistical Methods in Weather Forecasting, (1980).