

## استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بسلسلة الأرقام القياسية للأسعار في السودان للفترة من 1970-2012 م

د. أبو ذر يوسف علي احمد\*

**المستخلص:**

في هذا البحث استخدام نماذج السلاسل الزمنية لبناء نموذج للتنبؤ بسلسلة الأرقام القياسية للأسعار (1970 إلى 2012) م .  
وأظهرت النتائج أن النموذج الملائم لسلسلة الأرقام القياسية للأسعار هو:

**ARIMA(1,1,2)**

ووفقاً لنتائج تقدير هذا النموذج نلاحظ مدى التوافق بين القيم المشاهدة والمقدرة حيث أظهرت هذه القيم تناسقاً مع مثيلاتها في السلسلة الزمنية الأصلية مما يدل على قوة النموذج وإمكانية التنبؤ.

### **Abstract**

In this research, use the time series models to construct a model to predict the series of price Index Number (1970 to 2012).

The results showed that the model is the appropriate model for the series of price Index Number is:

**ARIMA (1,1,2)**

According to the estimation results of this model, we observe the compatibility between observed and estimated values as these values are consistent with those in the original time series, indicating the strength of the model and predictability.

---

\*أستاذ مساعد - جامعة جدة - كلية العلوم - قسم الرياضيات.

يعتبر التنبؤ بأسلوب السلاسل الزمنية من أهم أدوات اتخاذ القرار وأهم عنصر في عملية التخطيط للمستقبل، فمن أجل اتخاذ القرار السليم لابد من دراسة كل البدائل المتاحة وتحليل متغيرات الماضي والحاضر لتحديد ما هو الأفضل وما هي الآثار التي تنتج من هذا القرار، لذلك نجد أن التنبؤ يعتمد على بيانات الماضي والحاضر من أجل معرفة المستقبل، حيث يعتبر موضوع تحليل السلاسل الزمنية من المواضيع الإحصائية المهمة التي تتناول سلوك الظواهر وتفسيرها عبر فترة زمنية محددة، ويكثر استخدام أدوات التنبؤ في بيانات السلاسل الزمنية لأن معظم هذه البيانات تم تجميعها لظواهر خلال فترات زمنية في الماضي، وفي هذا البحث سوف يتم تناول التنبؤ في السلاسل الزمنية باستخدام أسلوب اريما، حيث يعد هذا الأسلوب من أكثر أساليب تحليل السلاسل الزمنية كفاءةً حيث يقوم هذا الأسلوب على العمل في إيجاد النموذج الملائم لبيانات السلسلة من بين عدة نماذج أخرى حيث تم تطبيق هذا النموذج على بيانات الأرقام القياسية للأسعار. أن تحليل السلسلة الزمنية يبدأ بمرحلة التشخيص بتحديد النموذج الملائم للبيانات المدروسة ثم تليها مرحلة تقدير المعلمات وبعدها مرحلة الفحص والتدقيق لنصل إلى مرحلة التنبؤ والتي تعتبر الهدف لتحليل السلاسل الزمنية لغرض التنبؤ المستقبلي لظاهرة ما. من الأمثلة على تطبيق السلاسل الزمنية هو التنبؤ بإنتاج المحاصيل المنتجة في مكان ما خلال سنة أو شهر أو فصل والذي له أهمية خاصة في كثير من البلدان.

يتناول هذا البحث بناء نموذج رياضي للسلسلة الزمنية قيد البحث.

إن الهدف من هذا البحث هو بناء نموذج إحصائياً لأرقام القياسية للأسعار.

تتبع أهمية البحث من الأهمية الكبيرة التي تتمتع بها أساليب التنبؤ في تحليل بيانات السلاسل الزمنية الاقتصادية، وذلك من خلال استخدامها في عمليات اتخاذ القرار ورسم السياسات المستقبلية للقطاعات الاقتصادية المختلفة. ومن أكثر الأساليب

## مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

المستخدمة في تحليل بيانات السلاسل الزمنية الاقتصادية باتجاه الزمن نماذج اريما وذلك لارتفاع درجة الدقة في تنبؤاته، وللأهمية الكبيرة لهذه الأساليب في القطاعات الاقتصادية كان التركيز على أكثر هذه القطاعات استخداماً لأساليب التنبؤ وهو القطاع الاقتصادي الذي يكثر فيه بناء نماذج السلاسل الزمنية من اجل التنبؤ والتخطيط للمستقبل. لقد تم تطبيق الدراسة على سلسلة الأرقام القياسية للأسعار.

### مشكلة البحث

تتمثل مشكلة البحث في بناء نموذج تنبؤ لبيانات السلسلة الزمنية يكون لها المقدرة على تصوير الواقع ودقة عالية في التنبؤات المستقبلية بحيث يجب أن تأخذ هذه النماذج كل الاعتبارات المتعلقة بالبيانات من خطية وعدم خطية ونوعية البيانات والتأثيرات المختلفة وغيرها من العوامل الأخرى المتعلقة بالبيانات.

وهناك العديد من الأساليب التي تستخدم في بناء نماذج التنبؤ للسلاسل الزمنية، فمن هذه الأساليب نجد نماذج اريما. فعليه يمكن تمثيل مشكلة البحث بالتساؤلات الآتية: إلى أي مدى يمكن لنماذج اريما التعامل مع واقعية بيانات السلاسل الزمنية قيد الدراسة من حيث الخطية وعدم الخطية وما هي المزايا والإخفاقات في النموذج المبني بهذه الأساليب، وقد حرص الباحث على اخذ سلسلة زمنية طويلة للمحاصيل الرئيسة(42) سنة للتغلب على حالة التذبذب في الأسعار من جهة ومن جهة أخرى تم دراسة السلسلة الزمنية قيد البحث على أساس سنوي لمنطقة البحث.

### أهمية البحث :

تتبع أهمية البحث من الأهمية الكبيرة التي تتمتع بها أساليب التنبؤ في تحليل بيانات السلاسل الزمنية الاقتصادية، وذلك من خلال استخدامها في عمليات اتخاذ القرار ورسم السياسات المستقبلية للقطاعات الاقتصادية المختلفة.

### أهداف البحث

يهدف البحث إلى بناء نموذج لسلسلة الأرقام القياسية للأسعار وذلك على أساس سنوي من خلال:

1/ معرفة أن السلسلة الزمنية للأرقام القياسية للأسعار تكون مستقرة.

2/ بناء نموذج إحصائي باتجاه الزمن للأرقام القياسية للأسعار.

#### فرضيات البحث

1/ السلسلة الزمنية تكون مستقرة.

2/ بناء نموذج إحصائي باتجاه الزمن للأرقام القياسية للأسعار.

#### منهج البحث

هذا البحث مزيج بين المنهج الوصفي التحليلي في الجانب النظري، ومنهج دراسة الحالة في الجانب التطبيقي. ولذلك فقد تم تقسيم البحث إلى جانبين هما الجانب النظري والذي تم فيه التطرق بشكل مبسط إلى الأسس النظرية الخاصة بنماذج السلاسل الزمنية من حيث الشكل العام ومراحل بناء النموذج وطرق التقدير والتنبؤ. أما الجانب التطبيقي فقد تم فيه إجراء دراسة تطبيقية (دراسة حالة) على بيانات واقعية عن سلسلة الأرقام القياسية للأسعار للوصول إلى نموذج رياضي للتنبؤ، وتضمن الجزء الأخير على أهم الاستنتاجات والتوصيات والملاحق والمصادر، أما الأدوات المستخدمة فهي البرنامج الإحصائي وبرنامج Minitab18.

#### الحدود الزمانية

يغطي هذا البحث الفترة الزمنية من (1970) حتى (2012م) والخاصة ببيانات السلاسل الزمنية للأرقام القياسية للأسعار.

#### الحدود المكانية

يعطي هذا البحث الحاص ببيانات السلاسل الزمنية للأرقام القياسية للأسعار

في السودان (القطاع الاقتصادي) فهو القطاع الذي يكثر فيه استخدام نماذج السلاسل الزمنية نسبة لتوفر البيانات عن هذا القطاع حيث يعد واحد من المزايا الرئيسية لاختيار هذا القطاع الحيوي.

### 1- الجانب النظري:-

للتنبؤ الدقيق أهمية بالغة ولذلك فقد اهتم الباحثون وذوو العلاقة بالدراسات والبحوث التنبؤية ووضعوا العديد من الطرق والنماذج التنبؤية كان من أبرزها نماذج (Box & Jenkins (B-J) التي أثبتت كفاءتها ودقتها في مجالات تطبيقها، لذلك في هذا الجزء من البحث سنتناول دراسة نماذج السلاسل الزمنية الموسمية ومراحل بنائها متبعين أسلوب (B-J)

### 1-1 السلسلة الزمنية الموسمية Seasonal Time Series:

السلسلة الزمنية هي مجموعة من المشاهدات مرتبة وفق حدوثها في الزمن وتعطي قيم ظاهرة محددة وتكتب هذه المشاهدات كالاتي:  $y_1, y_2, \dots, y_n$  حيث أن  $y_1$  تعني قيمة المشاهدة التي وقعت في الزمن  $t_1$  وان  $y_2$  تعني قيمة المشاهدة التي وقعت في الزمن  $t_2$  وان  $y_n$  تعني قيمة المشاهدة التي وقعت في الزمن  $t_n$ . (فليف و حمدان، 2005)

كما يقصد بالسلاسل الزمنية مجموعة البيانات التي يتم تصنيفها تصنيفاً متتابعياً وفقاً لأزمنة حدوثها باليوم أو الأسبوع أو الشهر أو السنة أو على مدار فترات زمنية معينة (عوض وعزام، 2002).

كما يقصد بالسلاسل الزمنية مجموعة مشاهدات أخذت على فترات زمنية متلاحقة ويفضل تساوي الفترات الزمنية التي تأخذ فيها المشاهدات. ومن الأمثلة على السلاسل الزمنية: اخذ كمية الصمغ العربي التي يصدرها السودان سنوياً في سنوات متتالية، مبيعات احد المتاجر لمدة عشرة سنوات متتالية.

وسنستخدم السلاسل الزمنية في النبؤ حيث يعرف النبؤ على أنه عملية التوقع لما سيحدث في المستقبل والاعتماد على تلك النتائج سواء أكانت ايجابية أم سلبية (الجميل والسراج، 2008).

### 2-1 الارتباط الذاتي (ACF) Autocorrelation Function

توضح دالة الارتباط الذاتي الارتباطات الموجودة بين المشاهدات لفترات مختلفة. وتهتم بدراسة العلاقة الموجودة بين السلسلة لذاتها ونقصد هنا الارتباطات الداخلية للسلسلة الزمنية (بري، 2002).

هي مقياس يقيس قوة الارتباط بين مشاهدات المتغير نفسه عند فترة زمنية مختلفة أي الكشف عن الارتباطات الداخلية للسلسلة الزمنية حيث يمكن تمييز السلاسل الزمنية الساكنة عن غير الساكنة من خلال قيم معاملات الارتباط الذاتي التي تعرف كالآتي:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \text{التغاير عند الفجوة } k \div \text{التباين} , K = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

$$\frac{\text{cov}(y_t, y_{t+k})}{\text{var}(y_t)} \dots \dots \dots (8-2)$$

ويمكن حساب الصيغة أعلاه من بيانات عينة على النحو التالي:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (y_i - \bar{Y})(y_{i+k} - \bar{Y})}{n-k} \dots \dots \dots (9-2)$$

$$\hat{\gamma}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}{n-1} \dots \dots \dots (10-2)$$

حيث أن n: حجم العينة ، k: طول الفجوة الزمنية، وتتراوح قيمة معامل الارتباط الذاتي بين 1-، 1+ وتقرب  $\rho_k$  من الصفر بعد الفجوة الثانية او الثالثة، بالنسبة

للسلاسل الساكنة، في حين نعرب  $\rho_k$  من الصفر بعد الفجوة السابعة أو الثامنة

بالنسبة للسلاسل الزمنية الغير ساكنة وان  $\rho_k$  يمتاز بالخصائص التالية

$$|\rho_k| \leq 1 \quad -1 \quad -2 \quad \rho_{-k} = \rho_k \quad -3 \quad \rho_0 = 1$$

يتطلب استقرارية السلسلة الزمنية أن يكون  $\rho_k$  مساوياً للصفر أو انه لا يختلف جوهرياً عن الصفر بالنسب لأي فجوة ( $k > 0$ ) وبعبارة أخرى يجب أن تقع معاملات الارتباط الذاتي داخل حدود فترة ثقة 5% فإذا وقع خارج حدود فترة الثقة لفترة طويلة فان معاملات الارتباط الذاتي تختلف معنوياً لعدد كبير من الفجوات الزمنية لذا يقال أن السلسلة الزمنية غير مستقرة وعندما تكون السلسلة الزمنية مستقرة فان معاملات الارتباط الذاتي يكون لها توزيع طبيعي بوسط حسابي صفر وتباين  $(\frac{1}{n})$  وعليه فان حدود الثقة عند مستوى معنوية

(5%) لعينة كبيرة الحجم هي:

$$\frac{-1.96}{\sqrt{n}} \leq \rho_k \leq \frac{1.96}{\sqrt{n}}$$

فإذا كان  $\rho_k$  يقع داخل هذه الحدود يتم قبول فرض العدم  $H_0: \rho_k = 0$  أي السلسلة مستقرة وإذا كانت خارج هذه الحدود فإننا نقبل الفرض البديل  $H_0: \rho_k \neq 0$  أي السلسلة غير مستقلة ولاختبار معنوية معاملات الارتباط

الذاتي ككل يتم استخدام صيغة  $Q$  والتي تم اقتراحها من قبل

(Box Pierce Test) حيث ان الصيغة الرياضية لها

$$Q = n \sum_{i=1}^m \rho_k^2 \dots \dots \dots (11-2)$$

حيث ان  $m$  عدد الفجوات.

عند استخدام العينات الكبيرة فان  $Q$  لها توزيع مربع كاي بدرجة حرية  $m$  وعند مستوى احتمال معين، وتكون السلسلة الزمنية غير مستقرة في حالة أن

قيمة  $Q$  المحسبة أكبر من قيمة مربع كاي الجدولية بدرجة حرية III ومسوى معنوية معين وتكون السلسلة مستقرة عندما تكون قيمة  $Q$  المحسوبة اقل من او تساوي قيمة مربع كاي الجدولية اي قبول فرض العدم ورفض الفرض البديل أي أن جميع معاملات الارتباط الذاتي مساوية للصفر. كما ان هناك إحصائية أخرى أفضل تستخدم في حالة العينات الصغيرة تسمى إحصائية (Box-Ljung) حيث أن الصيغة الرياضية لها:

$$Q_{L-B} = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\rho_k^2}{n-k} \dots \dots \dots (12-2)$$

وتعطي نتائج أفضل من اختبار  $Q$  للعينات الصغيرة.

والهدف من الاختبار هو التأكد من عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي، وان التوزيع المولد لها هو عشوائي (Ljung and Box, 1978)

### 3-1 الارتباط الذاتي الجزئي Partial Autocorrelation Function and Identification

تعرف دالة الارتباط الذاتي الجزئي ويرمز لها اختصاراً ب PACF بأنها التوقع البياني لمعاملات الارتباط الذاتي الجزئي  $\phi_{kk}$  مقابل الفترة الزمنية  $k$ ، لقيم  $k$  المختلفة. ومعاملات الارتباط الذاتي الجزئي  $\phi_{kk}$  هي مقدار الارتباط بين  $y_t, y_{t-k}$  بعد إزالة تأثير الارتباطات الناتجة من التغيرات  $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k-1}$  الواقعة بينهما، وتعرف أيضاً بأنها معامل الانحدار الذاتي  $\phi_{kk}$  ذو الرتبة الأعلى في النموذج

$$(y_t = \phi_{k1}y_{t-1} + \phi_{k2}y_{t-2}, \dots, \phi_{kk}y_{t-k} + a_t) \text{ (عدنان ماجد، 2002).}$$

وتستخدم PACF كأداة أساسية في تحليل نماذج بوكس - جنكنز إلى جانب دالة الارتباط الذاتي ACF، حيث تستخدم هاتان الأداتان معاً للتمييز بين نماذج ARIMA المختلفة. وتعطي معاملات الارتباط الذاتي الجزئي  $\phi_{kk}$  تكرارياً من العلاقة:

$$\dots\dots\dots(3-69) \phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j}, \quad k = 2, 3, \dots$$

$$\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-1}, \quad j = 1, 2, \dots, k-1 \dots\dots\dots(3-70)$$

اما معاملات الارتباط الذاتي  $\rho_k$  المستخدمة في حساب  $\phi_{kk}$  فإنها تحسب من معادلات يول - ولكر التالية:

$$\begin{array}{l} \rho_1 = \phi_1 + \phi_1 \rho_1 + \dots\dots\dots + \phi_p \rho_{p-1} \\ \rho_2 = \phi_1 + \phi_2 \rho_2 + \dots\dots\dots + \phi_p \rho \\ \dots\dots\dots \\ \rho_p = \phi_1 \rho_{p-1} + \phi_2 \rho_{p-2} + \dots\dots + \phi_p \end{array} \left| \dots\dots\dots(3-71) \right.$$

#### 4-1 نماذج بوكس - جنكنز الموسمية Seasonal Box Jenkins Model

##### 1-4-1 نماذج الانحدار الذاتي الموسمي (SAR) Autoregressive Models

يقال للنموذج انه نموذج انحدار ذاتي موسمي من الرتبة p إذا كانت المشاهدة  $y_t$  عبارة عن دالة في مشاهدة السلسلة التي حصلنا عليها في نفس الموسم في السنوات السابقة المختلفة  $y_{t-s}$  ويرمز له بالرمز SAR(p) ويمكن صياغة هذا النموذج على الشكل التالي:

$$\Phi_p(B^s)w_t = \delta + a_t \dots\dots\dots(3-59)$$

او بدلالة الانحرافات

$$\Phi_p(B^s)w_t = a_t \dots\dots\dots(3-60)$$

حيث  $w_t = \nabla_s^D \nabla^d y_t$  ،  $\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1(B^s) - \Phi_2(B^{2s}) - \dots\dots\dots - \Phi_p(B^{ps})$  معاملات الانحدار الذاتي الموسمية.  $\Phi_1, \Phi_{p_2}, \dots\dots\dots, \Phi_{p_p}$

$\nabla_s^D$ : مشغل الفروق الموسمية.

$\nabla^d$ : مشغل الفروق المتتالية.

D: رتبة الفروق.

d: رتبة الفروق المتتالية.

S: طول الدورة الموسمية.

1-4-2 نماذج المتوسطات المتحركة الموسمية (SMA)

Seasonal moving Average Models (SMA)

يقال للنموذج انه نموذج متوسط متحرك موسمي من الرتبة (Q) إذا أمكن التعبير عن المشاهدة الحالية ( $y_t$ ) كدالة في الخطأ العشوائي الحالي  $a_t$  والأخطاء العشوائية السابقة التي حدثت في نفس المواسم من السنوات السابقة ويرمز له بالرمز  $SMA(Q)_s$ ، ويمكن صياغة هذا النموذج كالتالي (Walker , 1931):

$$w_t = \delta + \Theta(B)^s a_t \dots \dots \dots (3-61)$$

او بدلالة الانحرافات

$$w_t = \Theta_Q(B)^s a_t \dots \dots \dots (3-62)$$

$$\Theta_Q(B)^s a_t = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots \dots \dots - \Theta_Q B^{Qs} \quad \text{حيث:}$$

$$w_t = (1 - B^s)^D (1 - B)^d y_t$$

$\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_Q$ : معلمات نماذج المتوسطات المتحركة الموسمية، Q: رتبة النموذج.

1-4-3 نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة الموسمية SARMA(P,Q)

Seasonal Autoregressive - Moving Average Models

SARMA(P,Q)

عند دمج نموذج الانحدار الذاتي الموسمي مع نموذج المتوسط المتحرك الموسمي نحصل على نموذج مركب ويرمز له  $SARMA(P,Q)_s$  ويعبر عن هذه النماذج بالشكل التالي:

$$\Phi_p(B^s)w_t = \delta + \Theta(B^s)a_t \dots \dots \dots (3-63)$$

$$\Phi_p(B^s)w_t = \Theta(B^s)a_t \dots \dots \dots (3-64)$$

حيث:

$$\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots \dots \dots - \Phi_p B^{ps}$$

$$\Theta_q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots \dots \dots - \Theta_q B^{qs}$$

$$w_t = (1 - B^s)^D (1 - B)^d y_t$$

$\Phi_p$ : متجه معاملات الانحدار الذاتي،  $\Theta_q$ : متجه معاملات المتوسطات المتحركة الموسمي.

#### 1-4-4 تكامل السلسلة الزمنية ونماذج ARIMA:

نماذج ARMA تكون فقط مع سلاسل زمنية  $Y_t$  ساكنة. هذا يعني أن يكون المتوسط والتباين والتغاير ثابت عبر الزمن. ولكن معظم السلاسل الزمنية والمالية تمتلك متجه عبر الزمن وكذلك المتوسط  $Y_t$  خلال سنة واحدة سيختلف عن المتوسط في سنة أخرى. هكذا المتوسط لمعظم السلاسل الزمنية الاقتصادية والمالية غير ثابت عبر الزمن. مما يشير أن السلاسل الزمنية غير ساكنة لتجنب هذه المشكلة وللحصول على سلاسل زمنية ساكنة نحتاج لإزالة المتجه من البيانات الأصلية ويتم ذلك من خلال استخدام الفروق

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

معظم السلاسل الزمنية عند الفروق الأولي. فإذا كانت ساكنة في الفروق الأولي تسمى متكاملة من الدرجة الأولي  $I(1)$  وهذا يكمل المصطلح ARIMA إذا كانت السلسلة الزمنية غير ساكنة في الفروق الأولي يجب أخذ الفروق الثانية.

$$\Delta^2 Y_t = \Delta \Delta Y_t = \Delta Y_t - \Delta Y_{t-1}$$

إذا كانت السلسلة الزمنية ساكنة في الفروق الثانية تسمى متكاملة من الدرجة الثانية

$I(2)$

وبصفة عامة إذا كانت السلسلة الزمنية أخذت لها الفروق من الدرجة  $d$  لتكون ساكنة فنه يقال أنها متكاملة من الدرجة  $d$  أي  $I(d)$  لذا يسمى نموذج  $ARIMA(p,d,q)$  حيث تشير  $p$  إلى عدد متباطئات المتغير التابع  $(AR)$  و  $d$  عدد المرات التي تؤخذ فيها الفروق للحصول على سكون السلسلة الزمنية و  $q$  عدد متباطئات حد الخطأ. مثال لنموذج  $ARIMA$  (عدنان ماجد، 2002):

5-1 اختبار استقرارية السلسلة الزمنية Testing Stationary of Time Series:

### مفهوم السكون Stationary Concept

البيانات الزمنية غالباً ما يوجد بها عامل الاتجاه الذي يعكس ظروفًا معينة تؤثر على جميع المتغيرات أما في نفس الاتجاه أو في اتجاهات متعاكسة. فإذا أظهرت السلسلة اتجاهًا واضحاً نحو التزايد مع الزمن (أي أن الاتجاه العام احد مكونات السلسلة) فإن متوسط السلسلة في هذه الحالة لا يعتبر تنبؤ جيد لقيمة السلسلة في المستقبل. وماذا لم يكن الاتجاه العام عنصراً من عناصر السلسلة، أي إذا لم تظهر السلسلة أي اتجاه نحو التزايد أو التناقص مع الزمن فإنه من الممكن افتراض ثبات الوسط الحسابي لكل فترة زمنية وافتراض أن القيمة المشاهدة عند كل فترة زمنية تمثل هذا الوسط الحسابي. أن ثبات الوسط الحسابي لملاحظات السلسلة الزمنية أي عد وجود الاتجاه العام يعتبر مؤشراً أولياً لسكون بيانات السلسلة، وتكون سلسلة البيانات الزمنية ساكنة إذا توفرت مع ثبات الوسط الحسابي بعض الشروط الأخرى (فاندل، 1992).

إن استقرار وعدم استقرار البيانات مهمة في تحليل السلسلة الزمنية، وكذلك في إيجاد النموذج الرياضي المناسب لها، وان رسم السلسلة الزمنية في الفترة  $(t, t+h)$  قد يكون في بعض الأحيان مطابق لرسم السلسلة في فترة أخرى  $(s, s+h)$  وهذا يدل على هناك تجانساً زمنياً في سلوك السلسلة والذي يسمى استقرارية (Vioud, 1999).

### شروط السكون Stationary Conditions

يقال أن السلسلة الزمنية  $z_1, z_2, \dots, z_n$  سلسلة ساكنة إذا حققت الشروط التالية:

1/ أن يكون الوسط الحسابي كمية ثابتة لا يعتمد على الزمن (ثبات متوسط القيم عبر الزمن) أي أن:

$$E(z_t) = \mu = \text{constant}, \forall t$$

2/ أن يكون التباين للسلسلة الزمنية كمية ثابتة لا يعتمد على الزمن (ثبات التباين عبر الزمن) أي أن:

$$\text{var}(z_t) = \sigma^2 = \text{constant}, \forall t$$

3/ إن يكون التغيرات المشتركة الذاتي بين  $z_t, z_{t-s}$  لا يعتمد على الزمن وإنما يعتمد على الفرق بين الزمنين (استقلال معاملات التغيرات المشتركة عن  $t, s$  حيث أن  $t$  فترة و  $s$  فترة أخرى) أي أن:

$$\text{COV}(z_t, z_{t-s}) = E(z_t - \mu)(z_{t-s} - \mu) = \lambda_s, s = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \dots \dots (4-2)$$

يرجع عدم استقرار السلسلة أما لوجود اتجاه عام في بيانات السلسلة أو لوجود تلبات متكررة أو لعدم استقرار التباين والوسط الحسابي ويمكن التعرف على كون السلسلة مستقرة أو غير مستقرة من خلال الرسم البياني للظاهرة المدروسة أو من خلال دالة الارتباط الذاتي (ACF) أو دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) (عبد الرحمن، 2002).

ويكون سلوك السلسلة الزمنية غير مستقر عندما تقع جذور المعادلة  $[B]=0$  داخل دائرة الوحدة التي نصف قطرها واحد (Inside Unit Circle) وتدعى هذه بالسلاسل الزمنية غير المستقرة (الناصر و جمعة، 2007).

### أدلة عدم السكون Non Stationary Removal

إن الخطوة الأولى في تحليل أي سلسلة زمنية هي النوع البياني لمشاهدات السلسلة مع الزمن. وهي خطوة أساسية وهامة في التحليل لأنها تظهر الملامح الوصفية للبيانات مثل الاتجاه العام، التغيرات الموسمية وعدم الاستقرار والبيانات الشاذة وتشنتت البيانات. ان كانت هذه الملامح موجودة في البيانات فأن هذا يعتبر مؤشر لعدم سكون السلسلة الزمنية. ولإزالة عدم السكون من السلسلة فإننا نقوم بالتالي:

1/ تثبيت التباين 2/ إزالة الاتجاه العام 3/ إزالة التغيرات الموسمية.

### 1/ تثبيت التباين Variance Stabilization

من الوسائل المستخدمة في معالجة عدم استقرارية التباين هي تحويل اللوغاريتم الطبيعي او تحويلة الجزر التربيعي لبيانات السلسلة الزمنية، ويفضل استخدام تحويلة اللوغاريتم الطبيعي عندما يكون التباين للسلسلة متناسب مع مستوى متوسط السلسلة الزمنية ومستوى متوسط السلسلة الزمنية يتزايد أو يتناقص بمعدل ثابت ويمكن تحديد مجموعة من التحويلات للتوصل إلى الاستقرارية في تباين السلسلة الزمنية تسمى تحويلات القوة (Power Transformation) أو دالة التحويل ومعطاه بالصيغة التالية (عبد الرحمن، 2002):

$$z_t = \frac{z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad -\infty < \lambda < \infty \quad (2-5)$$

حيث ان  $\lambda$  تمثل معلمة التحويل والجدول التالي يبين قيمة  $\lambda$  الأكثر استخداماً.

جدول (1-2) يبين  $\lambda$  والتحويل المقابل لها

قيمة $\lambda$	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0
التحويل	$\frac{1}{z_t}$	$\frac{1}{\sqrt{z_t}}$	$\ln(z_t)$	$\sqrt{z_t}$	$z_t$

### 2- إزالة الاتجاه العام Trend Removal

يعرف الاتجاه العام بأنه تعيير منظم في مستوى السلسلة في اتجاه محدد ومن أهم طرق إزالة الاتجاه العام طريقة الفروق Differencing.

طريقة الفروق Differencing: وهي طرح قيم مشاهدة السلسلة الزمنية من بعضها البعض إذا كان الفرق الأول لا يكفي لاستقرارية السلسلة يؤخذ الفرق الثاني أو الثالث حتى نتحصل على سلسلة زمنية مستقرة وغالباً ما يكون الفرق الأول للسلسلة الزمنية

كافياً لتحقيق الاستقرارية وعليه فإن  $y_t = z_t - z_{t-1}$  (ShumwayK1998):

حيث:  $y_t$  تمثل الفروق الأولى للسلسلة الزمنية الأصلية، وان  $w_t = y_t - y_{t-1}$  حيث  $w_t$  تمثل الفروق الثانية للسلسلة الأصلية.

افتراض أن  $\nabla$  تمثل عامل الفرق (Different Operator) وان  $B$  تمثل عامل الإزاحة للخلف

(Back Shift Operator) وان  $\nabla = 1 - B$  وباستخدام  $\nabla$  و  $B$  يمكن صياغة الفروق كالتالي:

$$y_t = \nabla z_t = z_t - z_{t-1} = z_t - Bz_t = (1 - B)z_t$$

$$w_t = \nabla^2 z_t = \nabla(\nabla z_t) = \nabla(z_t - z_{t-1})$$

$$\nabla z_t - \nabla z_{t-1} = z_t - 2z_{t-1} + z_{t-2} = z_t - 2Bz_t + B^2 z_t = (1 - B)^2 z_t$$

وان: فإذا كانت  $d$  تمثل عدداً من الفروق للسلسلة الزمنية الأصلية فأن:

$$d=1,2,3, y_t = \nabla^d z_t = (1 - B)^d z_t \dots\dots\dots(6-2)$$

### 3/ إزالة التغيرات الموسمية Seasonal Variation Removal

يقصد بها مجموعة القيم المشاهدة المرتبطة مع بعضها تولدت بشكل متعاقب مع استمرار الزمن وتحتوي على ظاهرة الموسمية والتي تشير الى النمط المتماثل لحركة

السلسلة في الأشهر المتعاقبة خلال السنوات المنالفة ، (Brock Well & Davis , 1991)

السلاسل الزمنية الموسمية هي السلاسل التي تعطي أنماطا متشابهة بتكرار حدوثها على فترات متساوية البعد مثل كل شهر او كل أربعة شهور او كل سنة او على فترات أخرى متساوية البعد. وتعرف هذه الأنماط بالتغيرات الموسمية. ولتحقيق السكون في السلاسل الزمنية التي تتأثر بهذه التغلطات يجب إزالة هذه التغيرات، ومن أهم طرق إزالتها هي طريقة الفروق الموسمية.

### طريقة الفروق الموسمية Seasonal Differencing

تتم إزالة التغيرات الموسمية من السلاسل الزمنية في هذه الطريقة بأخذ الفروق الموسمية الربع سنوية أو الشهرية. أن الفروق الموسمية هذه قد تكون من الرتبة الأولى أو الثانية، أو غير ذلك إلى أن يتحقق السكون، وغالباً ما نصل إلى السكون في السلاسل الزمنية الاقتصادية في الفرق الثاني، ففي الفروق الموسمية من الرتبة الأولى أننا نأخذ الفروق الأولى لمشاهدات كل موسم للسنوات المختلفة. إذا أردنا حساب فروق الرتبة الأولى والرتبة الثانية الربع سنوية، افرض أن:

$y_t$  البيانات الأصلية ،  $z_t$  فروق ربع سنوية من الرتبة الأولى  
 $w_t$  فروق ربع سنوية من الرتبة الثانية.

$$z_t = y_t - y_{t-4}$$

$$w_t = z_t - z_{t-4}$$

$$w_t = (y_t - y_{t-4}) - (y_{t-4} - y_{t-8}) = y_t - 2y_{t-4} + y_{t-8} \dots \dots (7-2)$$

وكلما فقدنا مشاهدات عند اخذ الفروق المتتالية، فإننا نفقد أيضاً مشاهدات عند اخذ الفروق الموسمية. فلكل فرق موسمي نفقد مشاهدات يتساوى عددها مع مدة الفرق. وأخيراً بعد تثبيت التباين وإزالة الاتجاه العام وإزالة التغيرات الموسمية، وللتأكد سريعاً

من ما إذا كانت السلسلة ساكنة أم لا، فإننا نقوم بجرية البيانات إلى جريين أو ثلاثة أجزاء منفصلة فإذا كانت السلسلة ساكنة فإن أجزاء السلسلة تظهر نفس السلوك وسيكون لها نفس المتوسط ونفس التباين.

وهناك عدد من الاختبارات الرياضية تستخدم في اختبارات صفة السكون بالإضافة إلى الإجراء الأول أعلاه (عبد الرحمن، 2002).

### اختبارات السكون Stationary Test

هناك عدد من الاختبارات الرياضية أو المعايير التي تستخدم في اختبار استقلالية السلسلة الزمنية (سكون السلسلة) ومنها:

### 1/ دالة الارتباط الذاتي (ACF) Autocorrelation Function

توضح دالة الارتباط الذاتي الارتباطات الموجودة بين المشاهدات لفترات مختلفة. وتهتم بدراسة العلاقة الموجودة بين السلسلة لذاتها ونقصد هنا الارتباطات الداخلية للسلسلة الزمنية (بري، 2002).

هي مقياس يقيس قوة الارتباط بين مشاهدات المتغير نفسه عند فترة زمنية مختلفة أي الكشف عن الارتباطات الداخلية للسلسلة الزمنية حيث يمكن تمييز السلاسل الزمنية الساكنة عن غير الساكنة من خلال قيم معاملات الارتباط الذاتي التي تعرف كالتالي:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \text{التغاير عند الفجوة } k \div \text{التباين} , K = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

$$\frac{\text{cov}(y_t, y_{t+k})}{\text{var}(y_t)} \dots \dots \dots (8-2)$$

ويمكن حساب الصيغة أعلاه من بيانات عينة على النحو التالي:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (y_i - \bar{Y})(y_{i+k} - \bar{Y})}{n-k} \dots \dots \dots (9-2)$$

$$\hat{y}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - Y)^2}{n-1} \dots\dots\dots(10-2)$$

حيث أن  $n$ : حجم العينة ،  $k$ : طول الفجوة الزمنية، وتتراوح قيمة معامل الارتباط الذاتي بين  $-1$ ،  $+1$  وتقترب  $\rho_k$  من الصفر بعد الفجوة الثانية أو الثالثة، بالنسبة للسلاسل الساكنة، في حين تقترب  $\rho_k$  من الصفر بعد الفجوة السابعة أو الثامنة بالنسبة للسلاسل الزمنية الغير ساكنة وان  $\rho_k$  يمتاز بالخصائص التالية

$$|\rho_k| \leq 1 \quad -2 \quad \rho_{-k} = \rho_k \quad -3 \quad \rho_0 = 1$$

يتطلب استقرارية السلسلة الزمنية أن يكون  $\rho_k$  مساوياً للصفر أو انه لا يختلف جوهرياً عن الصفر بالنسب لاي فجوة ( $k > 0$ ) وبعبارة أخرى يجب ان تقع معاملات الارتباط الذاتي داخل حدود فترة ثقة 5% فإذا وقع خارج حدود فترة الثقة لفترة طويلة فان معاملات الارتباط الذاتي تختلف معنوياً لعدد كبير من الفجوات الزمنية لذا يقال أن السلسلة الزمنية غير مستقرة وعندما تكون السلسلة الزمنية مستقرة فان معاملات الارتباط الذاتي يكون لها توزيع طبيعي بوسط حسابي صفر وتباين  $(\frac{1}{n})$  وعليه فان حدود الثقة عند مستوى معنوية

(5%) لعينة كبيرة الحجم هي:

$$\frac{-1.96}{\sqrt{n}} \leq \rho_k \leq \frac{1.96}{\sqrt{n}}$$

فإذا كان  $\rho_k$  يقع داخل هذه الحدود يتم قبول فرض العدم  $H_0: \rho_k = 0$  أي السلسلة مستقرة وإذا كانت خارج هذه الحدود فإننا نقبل الفرض البديل  $H_0: \rho_k \neq 0$  أي السلسلة غير مستقلة ولاختبار معنوية معاملات الارتباط الذاتي ككل يتم استخدام

صيغة  $Q$  والتي تم اقتراحها من قبل

(Box Pierce Test) حيث أن الصيغة الرياضية لها

$$Q = n \sum_{i=1}^m \rho_k^2 \dots\dots\dots(11-2)$$

حيث ان  $m$  عدد الفجوات.

عند استخدام العينات الكبيرة فان  $Q$  لها توزيع مربع كاي بدرجة حرية  $m$  وعند مستوى احتمال معين، وتكون السلسلة الزمنية غير مستقرة في حالة إن قيمة  $Q$  المحسبة اكبر من قيمة مربع كاي الجدولية بدرجة حرية  $m$  ومستوى معنوية معين وتكون السلسلة مستقرة عندما تكون قيمة  $Q$  المحسوبة اقل من او تساوي قيمة مربع كاي الجدولية أي قبول فرض العدم ورفض الفرض البديل أي أن جميع معاملات الارتباط الذاتي مساوية للصفر. كما أن هناك إحصائية أخرى أفضل تستخدم في حالة العينات الصغيرة تسمى إحصائية (Box-Ljung) حيث أن الصيغة الرياضية لها:

$$Q_{L-B} = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\rho_k^2}{n-k} \dots\dots\dots(12-2)$$

وتعطي نتائج أفضل من اختبار  $Q$  للعينات الصغيرة.

والهدف من الاختبار هو التأكد من عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي، وان التوزيع المولد لها هو عشوائي (Ljung and Box, 1978)

## 2- اختبار جزر الوحدة للاستقرارية (السكون) The unit Root Test of Stationary

يهدف اختبار جزر الوحدة إلى معرفة ما إذا كانت السلسلة الزمنية المراد دراستها مستقرة ام لا وهو من احد النماذج الرياضية لتقدير العلاقة بين المتغير التابع والمتغير المستقل الذي يمثل المتغير التابع ولكن لفترة زمنية سابقة، والنموذج هو:

$$z_t = pz_{t-1} + a_t, t=1,2,3,\dots\dots\dots$$

العشوائي، ومضمونه إذا كان معامل الانحدار للصيغة القياسية المقترحة =1، فان هذا يؤدي إلى مشكلة جزر الوحدة الذي يعني عدم استقرار السلسلة.

يمكن معرفة استقرارية السلسلة من خلال قيمة معلمة النموذج  $p$  فإذا كانت  $p = 1$  هذا يعني وجود جزر الوحدة في السلسلة الزمنية وبالتالي فإن السلسلة الزمنية غير مستقرة وأما إذا كانت  $p = 0$  فإن ذلك يدل على عدم وجود جزر الوحدة وبالتالي فإن السلسلة مستقرة ولكن تقدير المعلمة  $p$  لا يكشف بشكل صحيح عن وجود أو عدم وجود جزر الوحدة بهذه السلسلة حيث لا يتضمن النموذج السابق لبعديد من المتغيرات المستقلة ولذلك فإن تقدير المعلمة  $p$  لا يتصف بالكفاية كأحد خصائص طريقة المربعات الصغرى ويرجع ذلك إلى زيادة احتمال ظهور الارتباط الذاتي بسلسلة الأخطاء العشوائية لهذا النموذج ولإزالة الارتباط الذاتي يتم استخدام اختبارات أخرى للكشف عن جزر الوحدة ومن أشهر هذه الاختبارات هو اختبار ديكي - فولر الموسع Augmented Dickey Fuller (ADF) حيث ان الصيغة الرياضية لهذا النموذج هي:

$$\nabla z_t = b_0 + b_1 z_{t-1} + \sum_{j=1}^k \alpha_k \nabla z_{t-j} + a_t$$

ويتم اختبار الفرضية  $H_0: b = 0$  ،

وان قيمة  $t$  يتم إيجادها بالصيغة الرياضية التالية:

$$t = \frac{b_1}{s(b_1)}$$

حيث ان  $b_1 = p - 1$  و  $s(b_1)$  يمثل الخطأ المعياري ل  $b_1$  فإذا كانت قيمة  $t$

المحسوبة اكبر من قيمة  $t$  الجدولية التي اقترحها (mackinnon) يتم رفض فرض عدم اي وجود جزر الوحدة في السلسلة الزمنية وتكون السلسلة الزمنية مستقرة وأما إذا كانت  $t$  المحسوبة اقل من قيمة  $t$  الجدولية فإننا نقبل فرض عدم أي وجود جزر الوحدة وتكون السلسلة الزمنية غير مستقرة وبالتالي نقوم باختبار استقرارية الفرق الأول للسلسلة وهكذا (Philips and Z.Xio ,1998).

أن عدم الاستقرار الذي نواجهه في السلسلة الزمنية التي تمثل مشاهدات واقعية يأتي من أن هذه السلاسل يأتي من نمط (Trend Stationary) TS، او من نمط (Difference Stationary) DS (Henin , 1989).

النوع الأول هي سلاسل غير مستقرة لها معادلة اتجاه عام فضلاً عن سياق عشوائي مستقر توقعه الرياضي يساوي صفر وتباينه ثابت.

النوع الثاني هي سلاسل غير مستقرة ذات اتجاه عام عشوائي وتتميز بوجود جزر الوحدة مرة واحدة على الأقل، ومن أجل جعلها مستقرة نقوم بتطبيق الفروق الولى (Dickey and Fuller , 1979).

6-1 Stages of Building Seasonal Model: مراحل بناء النموذج الموسمي

تتألف مراحل بوكس - جنكنز في بناء نماذج السلاسل الزمنية من أربعة مراحل:

### 1/ مرحلة التعرف (التشخيص) Identification

باستخدام البيانات التاريخية يتم الكشف عن الكيفية التي تولدت بها السلسلة وذلك من خلال اقتراح العديد من النماذج التي يعتقد بمناسبة لتمثيل الظاهرة (كنهير، 2010). وفي تحديد السلسلة الزمنية وبعمومية أكثر في تحليل أي بيانات حقيقية هنالك العديد من النماذج الملائمة والتي يمكن ان تستخدم لكي تمثل مجموعة البيانات المدروسة. ففي بعض الأحيان يكون من السهل جداً اختيار الأنموذج الأفضل لتلك البيانات وفي أحيان أخرى يكون ذلك صعباً للغاية، وبذلك فهناك مقاييس كثيرة من خلالها يمكن التحري عن الأنموذج الملائم (الموسوي، 2005).

وفي هذه المرحلة يتم تطبيق التحويلات اللازمة لجعل السلسلة مستقرة إن لم تكن كذلك (GOURIEROUX et al , 1990)

و تعتبر مرحلة التشخيص مرحلة أساسية وهامة في بناء نموذج السلسلة الزمنية حيث يتم تحديد نوع ورتبة النموذج، أي أن مرحلة التشخيص تشمل على معرفة نوع النموذج ورتبته فيما إذا كان AR أو MA(q) أو ARMA(p,q) وكذلك اختبار رتبة النموذج من خلال تطبيق عدد من الاختبارات المعروفة أي معرفة (p) لنموذج AR(p) و (q) لنموذج MA(q) و (p,q) لنموذج ARMA(p,q).

وتتكون مرحلة التعرف من خطوتين وهما:

## 1- التعرف على النموذج

التعرف على نوع النموذج والأدوات الأساسية المستخدمة في هذه المرحلة هي دالة الارتباط الذاتي (ACF) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF). حيث يبين كل منها أن الأنموذج الملائم لأي بيانات يكون أنموذج الانحدار الذاتي من الرتبة (p) أي AR(p) اذا كانت الدالة (ACF) تتناقص اسياً نحو الصفر أو بشكل موجات جيبيية وان دالة (PACF) تنقطع بعد الإزاحة (p). فيما يكون الأنموذج الملائم هو أنموذج المتوسط المتحرك المتحرك من الرتبة (q) أي MA(q) اذا كانت دالة (PACF) تتناقص اسياً نحو الصفر أو بشكل موجات جيبيية وان دالة (ACF) تنقطع بعد الإزاحة (q). ويكون الأنموذج الملائم هو الأنموذج المختلط ARMA(p,q) اذا سلكت كما من دالة (ACF) ودالة (PACF) سلوك التناقص الأسّي نحو الصفر عند الإزاحة (q-p) لدالة (PACF).

## 2- اختبارات تحديد رتبة النموذج:

حيث يتم تحديد كل من (p,q) في النماذج غير الموسمية و (P,Q) في النماذج الموسمية. ويتم ذلك باستخدام الخواص النظرية ل (ACF) و (PACF) إلى جانب بعض مقاييس تحديد الرتبة، كمعيار الإعلام الذاتي AIC ومعيار شوارتز (SIB) (عدنان ماجد، 2002).

## 2/ مرحلة التقدير Estimation

بعد إتمام التعرف على النموذج أو مجموعة النماذج التي قد تلائم بيانات السلسلة قيد البحث، نقوم بإيجاد قيم تقديرية لمعاملات هذه النماذج والتي تمثل  $i = 1, 2, \dots, p$ ,

$\phi_i$  في  $AR(p)$  و  $\theta_i$  في  $MA(q)$  و  $i=1,2,\dots,q$  و  $\theta_1$  و  $\theta_2, \dots, \theta_q$  و  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  في نموذج  $ARMA(p,q)$ .

توجد طرق عديدة لتقدير هذه المعلمات، ولإيجاد اليم التقديرية لمعاملات هذه النماذج  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  و  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  و  $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_q$  و  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_q$  و  $\mu, \delta, \sigma_a^2$  والتي تمثل معاملات نماذج  $ARIMA$ ، والتي يمكن جمعها في النموذج المضاعف:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)w_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_q(B^s)a_t \dots \dots \dots (3-85)$$

وهناك مجموعة من طرق التقدير في إيجاد معاملات نماذج  $ARIMA$  والطرق التالية من أكثر الطرق استخداماً (G.E and Jenkins, 1994):

1/ طريقة المربعات الصغرى

1- طريقة المربعات الصغرى الغير شرطية 2- طريقة المربعات الصغرى الشرطية.

2/ طريقة الإمكان الأعظم.

### 3/ مرحلة الفحص والتدقيق Diagnostic Checking

المرحلة الثالثة في منهجية بوكس - جنكنز بعد التعرف على النماذج الملائمة وتقدير معالماتها هي فحص مدى صلاحية النماذج المختارة وذلك لمعرفة كل نموذج وكفاءته ومدى إمكانية تحسينه أو تطويره.

حيث تقوم في هذه المرحلة بإخضاع النموذج محل الدراسة لعدد من الاختبارات الإحصائية فإذا اجتاز هذا النموذج الاختبارات فإنه يكون صالح للاستخدام (مؤمن، 2005).

حيث يفحص النموذج للنموذج للتحقق من ملائمة السلسلة الزمنية لموضوع البحث وعندما يكون غير ملائم نعود إلى المرحلة الثانية، وإلا ننتقل إلى المرحلة التالية Gourieroux (et al,1990).

وفي هذه المرحلة يتم اختبار رواسب النموذج فإذا لم تكن عبارة عن تغيرات عشوائية فهذا يدل على عدم ملائمة النموذج.

كذلك يمكن اختبار مدى ملائمة نموذج عن طريق حذف أو إضافة بعض المعالم في النموذج ثم اختبار معنوية مقدرات تلك المعالم باختلالها عن الصفر وذلك لتحسين النموذج حيث يعطي تنبؤات أكثر دقة (عوضه، 2003).

ومن أهم الاختبارات التي تستخدم في هذه المرحلة هي:

1/ تحليل البواقي 2/ حذف إضافة معلمات من وإلى النموذج 3/ معايير المقارنة.

#### 4/ مرحلة التنبؤ Forecasting

بعد ان يتم تشخيص النموذج وتقدير معلماته وفحصه وتدقيقه، يتم استخدامه في التنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية لمعرفة نمط وسلوك السلسلة الزمنية وذلك عن طريق إحلال القيم الحالية والماضية للمتغير التابع  $(y_t)$  والبواقي  $(\hat{a}_t)$  كقيم تقديرية لحد الخطأ وذلك للحصول على القيمة الأولى المتنبأ بها  $z_{t+1}$ ، وهو ما يسمى بالتنبؤ لفترة واحدة ويمكن الحصول على القيمة المستقبلية  $z_{t+2}$  بإحلال القيمة المستقبلية الأولى  $z_{t+1}$  في معادلة التنبؤ مع افتراض أن حد الخطأ خارج العينة للدالة يساوي صفر، وهكذا حتى نصل إلى الفترة المطلوبة (Cleveland and Devlin , 1980).

#### 1- خطأ التنبؤ Forecast Error

يعرف خطأ التنبؤ بأنه الفرق بين القيمة المتنبأ بها والقيمة المشاهدة فإذا كانت لدينا سلسلة زمنية مشاهدة  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$  وكانت  $y_{n+h}$  تشير إلى القيمة التنبؤية (المشاهدات المستقبلية) التي نحصل عليها في الفترة الزمنية الحالية  $(n)$  للمشاهدة  $y_{n+h}$  التي نحصل عليها بعد  $(h)$  من الفترات الزمنية المستقبلية (أفق التنبؤ الذي

نرغب في التنبؤ به ( أي عند العنبره  $(n+h)$ ، فيمكننا تعريف خطأ التنبؤ  $a_n(h)$  كما يلي (عدنان ماجد، 2002):

$$a_n(h) = y_{n+h} - y_n(h), h \geq 0 \dots \dots \dots (3-97)$$

حيث:

$$(y_{n+1}, y_{n+2}, \dots) = y_{n+h}$$

$$(y_n(1), y_n(2), \dots) = y_n(h)$$

ويستفاد من خطأ التنبؤ في تقييم القوة التنبؤية للنموذج المقدر، حيث يستخدم متوسط مربع خطأ التنبؤ كمعيار أساسي لقياس جودة التنبؤ. ولكي نحكم على نموذج ما بأنه جيد التنبؤ يجب أن تكون متوسط مربع أخطائه اقل ما يمكن.

متوسط مربع خطأ التنبؤ

إن نماذج ARMA(p,q) المستقرة بدلالة الأوزان يجب أن تكتب كالاتي:

$$y_{t-\mu} = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j} \dots \dots \dots (3-98)$$

$$y_{t-\mu} = a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots \dots \dots (3-99)$$

حيث:  $\psi_0 = 1, \psi_j < \infty$

ويمكن كتابة التنبؤات والقيم المستقبلية بدلالة النموذج كالتالي:

$$y_n(h) = \Gamma_0 a_n + \Gamma_1 a_{n-1} + \Gamma_2 a_{n-2} + \dots \dots \dots, h \geq 1 \dots \dots \dots (3-100)$$

القيم المستقبلية:

$$y_{n+h} - \mu = a_{n+h} + \psi_1 a_{n+h-1} + \dots \dots \dots + \psi_{h-1} a_{n+1} + \psi_h a_n + \psi_{h+1} a_{n-1} + \dots \dots \dots, h \geq 1 \dots \dots \dots (3-101)$$

## 2- الجانب التطبيقي

### 2-1 وصف البيانات

## مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

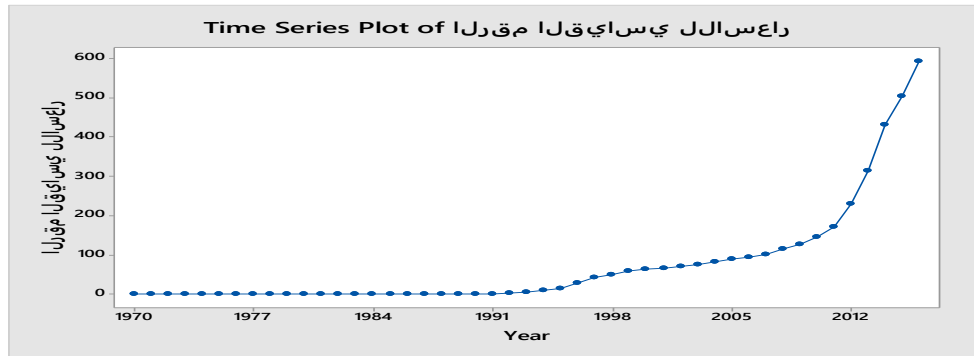
إن البيانات التي استخدمت في البحث تؤلف سلسلة زمنية سنوية بواقع (42) مشاهدة تمثل إنتاج المحاصيل والتضخم والتي أخذت من سجلات الجهاز المركزي للإحصاء (1970-2012) م.

2-2: تحليل السلسلة الزمنية

استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بسلسلة الأرقام القياسية للأسعار في السودان للفترة من 1970-2012م. نقوم برسم السلسلة الزمنية للأرقام القياسية

شكل رقم (1)

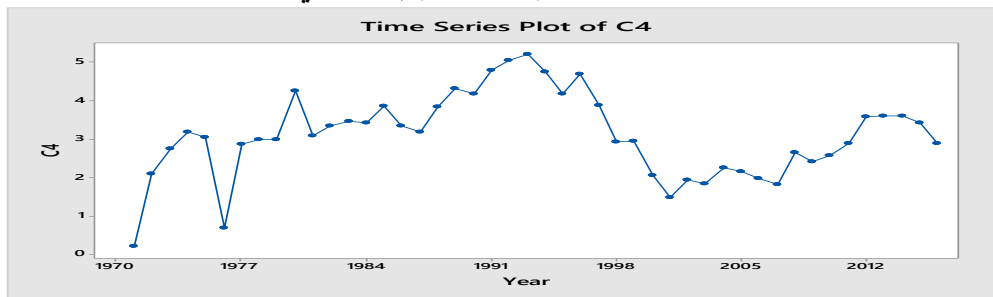
رسم السلسلة الزمنية



من الرسم نلاحظ أن السلسلة الزمنية غير مستقرة وتأخذ اتجاه عام لذا نقوم بعمل تحويلة اللوغاريتم الطبيعي.

شكل رقم (2)

السلسلة بعد تحويلة اللوغاريتم الطبيعي

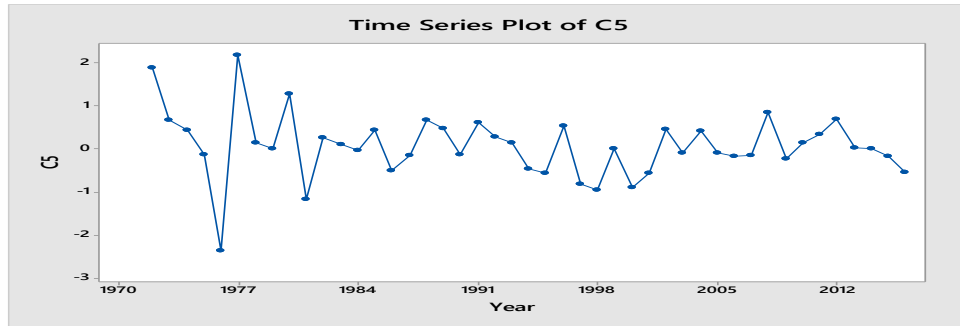


مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

من الرسم وبعد إيجاد تحويله اللوغاريتم الطبيعي نلاحظ أن السلسلة غير مستقرة وبأخذ اتجاه عام لذا نوجد سلسلة الفروق.

شكل رقم (3)

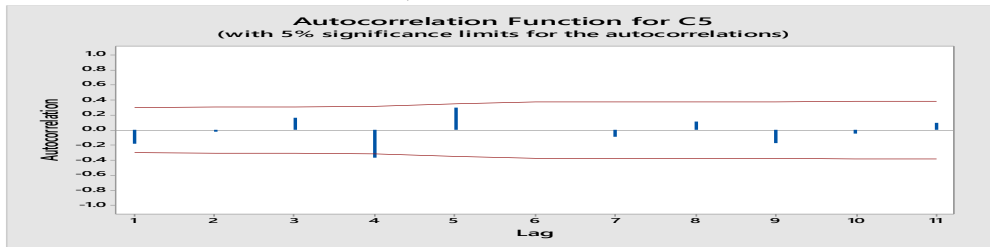
سلسلة الفرق الأول



من الرسم وبعد إيجاد الفرق الأول نلاحظ أن السلسلة أصبحت مستقرة لذا يمكن التنبؤ بها، ثم نقوم بإيجاد دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي.

شكل رقم (4)

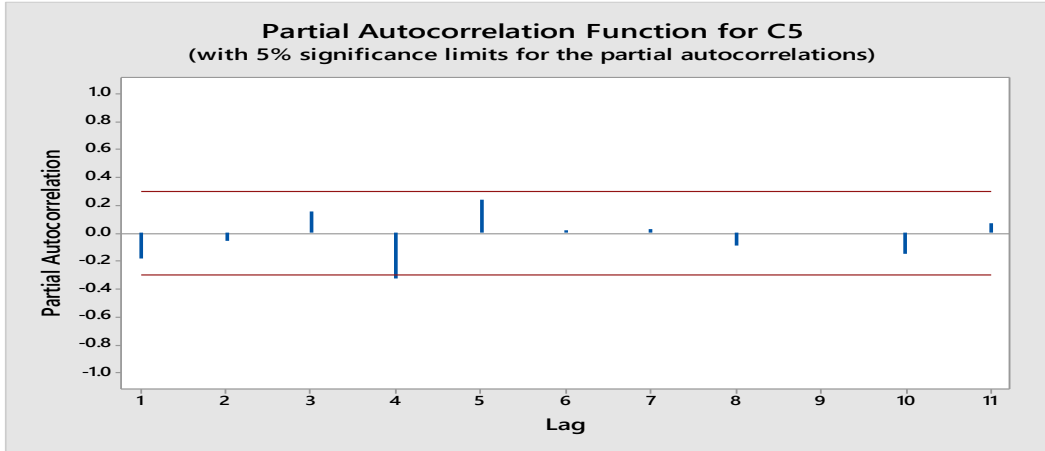
دالة الارتباط الذاتي



من الرسم وبعد إيجاد دالة الارتباط الذاتي نلاحظ أن معامل المتوسطات المتحركة  $MA=2$ .

شكل رقم (5)

دالة الارتباط الذاتي الجزئي



من الرسم وبعد إيجاد دالة الارتباط الذاتي الجزئي نلاحظ أن معامل الانحدار الذاتي  $AR=1$ .

ودرجة الفرق  $=1$ ، ومنه نستنتج ان النموذج المتحصل عليه للتنبؤ بسلسلة الأرقام القياسية هو  $ARIMA(1,1,2)$ .

وبعد إيجاد النموذج نقوم بإيجاد دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للأخطاء.

#### Autocorrelation Function:

Lag	ACF	T	LBQ
1	-0.177822	-1.19	1.52
2	-0.024474	-0.16	1.55
3	0.162124	1.05	2.87
4	-0.364606	-2.31	9.73
5	0.298793	1.70	14.45
6	0.007583	0.04	14.45
7	-0.087291	-0.47	14.88
8	0.110232	0.59	15.57
9	-0.174306	-0.92	17.36

~~10 -0.050517 -0.26 17.51~~

11 0.101252 0.53 18.15

**Partial Autocorrelation Function:**

Lag	PACF	T
1	-0.177822	-1.19
2	-0.057927	-0.39
3	0.152538	1.02
4	-0.327929	-2.20
5	0.240029	1.61
6	0.024013	0.16
7	0.030380	0.20
8	-0.087405	-0.59
9	-0.004664	-0.03
10	-0.145193	-0.97
11	0.070583	0.47

**ARIMA Model:**

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters				
0	25.2639	0.100	0.100	0.100	0.143	
1	24.8665	-0.050	-0.032	0.098	0.155	
2	24.5439	-0.200	-0.172	0.101	0.170	
3	24.1964	-0.350	-0.316	0.105	0.184	
4	23.7894	-0.500	-0.464	0.111	0.198	
5	23.2888	-0.650	-0.613	0.120	0.209	
6	22.5329	-0.800	-0.759	0.146	0.204	

مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

7	21.3688	-0.796	-0.779	0.204	0.155
8	21.2817	-0.797	-0.771	0.222	0.127
9	21.2446	-0.802	-0.766	0.227	0.131
10	21.2089	-0.798	-0.746	0.247	0.130
11	21.1782	-0.793	-0.738	0.252	0.127
12	21.1483	-0.785	-0.724	0.264	0.122
13	21.1211	-0.776	-0.712	0.274	0.118
14	21.0988	-0.768	-0.702	0.282	0.113
15	21.0813	-0.761	-0.691	0.291	0.110
16	21.0683	-0.755	-0.683	0.298	0.107
17	21.0597	-0.751	-0.676	0.304	0.105
18	21.0546	-0.747	-0.671	0.307	0.104
19	21.0505	-0.745	-0.667	0.311	0.103
20	21.0481	-0.743	-0.664	0.313	0.102
21	21.0462	-0.742	-0.662	0.315	0.101
22	21.0451	-0.741	-0.660	0.316	0.101
23	21.0444	-0.741	-0.660	0.317	0.101
24	21.0441	-0.740	-0.659	0.317	0.100
25	21.0439	-0.740	-0.659	0.318	0.100

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.7400	0.1316	-5.62	0.000

مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

MA 1	-0.6587	0.1706	-3.86	0.000
MA 2	0.3177	0.1672	1.90	0.064
Constant	0.1003	0.1408	0.71	0.480
Mean	0.05764	0.08093		

Number of observations: 45

Residuals: SS = 20.7529 (backforecasts excluded)

MS = 0.5062 DF = 41

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	7.1	12.3	22.8	*
DF	8	20	32	*
P-Value	0.531	0.905	0.886	*

ومن اختبار Ljung-Box نستنتج أن الأخطاء عشوائية وتتنوع توزيع طبيعي مما يدل على ان النموذج يمثل البيانات تمثيلاً صادقاً ويصلح للتنبؤ، حيث إن قيمة P-Value أكبر من 0.05.

**ARIMA Model:**

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters
-----------	-----	------------

مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

---

0	25.2639	0.100	0.100	0.100	0.143
1	24.8665	-0.050	-0.032	0.098	0.155
2	24.5439	-0.200	-0.172	0.101	0.170
3	24.1964	-0.350	-0.316	0.105	0.184
4	23.7894	-0.500	-0.464	0.111	0.198
5	23.2888	-0.650	-0.613	0.120	0.209
6	22.5329	-0.800	-0.759	0.146	0.204
7	21.3688	-0.796	-0.779	0.204	0.155
8	21.2817	-0.797	-0.771	0.222	0.127
9	21.2446	-0.802	-0.766	0.227	0.131
10	21.2089	-0.798	-0.746	0.247	0.130
11	21.1782	-0.793	-0.738	0.252	0.127
12	21.1483	-0.785	-0.724	0.264	0.122
13	21.1211	-0.776	-0.712	0.274	0.118
14	21.0988	-0.768	-0.702	0.282	0.113
15	21.0813	-0.761	-0.691	0.291	0.110
16	21.0683	-0.755	-0.683	0.298	0.107
17	21.0597	-0.751	-0.676	0.304	0.105
18	21.0546	-0.747	-0.671	0.307	0.104
19	21.0505	-0.745	-0.667	0.311	0.103
20	21.0481	-0.743	-0.664	0.313	0.102
21	21.0462	-0.742	-0.662	0.315	0.101
22	21.0451	-0.741	-0.660	0.316	0.101
23	21.0444	-0.741	-0.660	0.317	0.101
24	21.0441	-0.740	-0.659	0.317	0.100

~~25 21.0439 -0.740 -0.659 0.318 0.100~~

Relative change in each estimate less than 0.0010

تقدير معالم النموذج

نلاحظ ان كل المعالم معنوية P اقل من 0.05

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.7400	0.1316	-5.62	0.000
MA 1	-0.6587	0.1706	-3.86	0.000
MA 2	0.3177	0.1672	1.90	0.064
Constant	0.1003	0.1408	0.71	0.480
Mean	0.05764	0.08093		

Number of observations: 42

Residuals: SS = 20.7529 (backforecasts excluded)

MS = 0.5062 DF = 41

Modified Box–Pierce (Ljung–Box) Chi–Square statistic

Lag	12	24	36	48
• Chi–Square	7.1	12.3	22.8	
• DF	8	20	32	
• P–Value	0.531	0.905	0.886	

التنبؤ:

بعد إيجاد النموذج نقوم بالتنبؤ ل 10 سنوات باستخدام اللوغرثم الطبيعي وتكون القيم كما يلي

Forecasts from period 42

95% Limits

Period	Forecast	Lower	Upper	Actual
48	0.44801	-0.94672	1.84274	
49	-0.12395	-1.52328	1.27538	
50	0.19202	-1.25266	1.63670	
51	-0.04181	-1.51073	1.42711	
52	0.13124	-1.35080	1.61327	
53	0.00317	-1.48599	1.49234	
54	0.09795	-1.39511	1.59100	
55	0.02781	-1.46737	1.52299	
56	0.07971	-1.41663	1.57606	
57	0.04130	-1.45568	1.53828	

### 3- الاستنتاجات والتوصيات

#### الاستنتاجات

إن أهم الاستنتاجات التي تم التوصل إليها هي:-

1/ لم تتحقق فرضية البحث المتضمنة كون السلسلة الزمنية للأرقام القياسية تكون مستقرة.

2/ تم بناء نموذج إحصائي باتجاه الزمن للسلسلة الزمنية للأرقام القياسية وهو

**ARIMA(1,1,2)**

3-2 التوصيات

## مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

- 1/ يوصي الباحث بولي بعض طلبية العلم بدراسة الأرقام القياسية الأخرى في المنطقة وعمل دراسات مشابهة لهذه الدراسة.
- 2/ الأخذ بنتائج هذا البحث والصيغة المعتمدة للتنبؤ من قبل الجهات ذات العلاقة لاعتماده الأسلوب العلمي الملائم في التنبؤ.
- 3/ نوصي بتطبيق هذا البحث على مناطق أخرى من البلاد وإجراء المقارنة بينها.
- 4/ نوصي بدراسة السلسلة باتجاه التكرار ومقارنتها مع هذه الدراسة.
- 5/ نوصي بدراسة السلاسل الزمنية على أساس يومي أو أسبوعي لما له فائدة من تمثيل البيانات الخاصة بالمحاصيل الزراعية وغيرها من اجل التنبؤ بكمياتها اليومية.
- 6/ ضرورة اهتمام الجهاز المركزي للإحصاء والمراكز البحثية بتحليل السلاسل الزمنية للمحاصيل الزراعية لما لها من أهمية في وصف الظاهرة المدروسة والتنبؤ بها مستقبلياً.
- 7/ من اجل رفع كفاءة نماذج اريما في التنبؤ بالسلاسل الزمنية يجب الاهتمام بإزالة تأثيرات التغيرات المختلفة من بيانات السلسلة الزمنية قبل تطبيق هذه الأساليب.

### المصادر:

- فيفل، كامل، حمدان، فتحي، 2005، الإحصاء، دار المناهج، عمان.
- عوض، عدنان، عزام، مفيد، 2002، طرق الإحصاء بالحاسوب، منشورات جامعة القدس، عمان.
- (الموسوي، 2005) الموسوي، جواد كاظم، استخدام المحاكاة للمقارنة بين بعض مقاييس اختبار رتبة الأنموذج  $ARMA(p,q)$  مع صيغة مقترحة، مجلة كلية الرافدين الجامعية للعلوم، العراق.
- (فاندل، 1992)، والتر 1992، السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية ونماذج بوكس - جنكنز ترجمة حامد عزام، دار المريخ للنشر، الرياض.

مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

عبد الرحمن، (عدنان ماجد، 2002)، طرق التنبؤ الإحصائي، جامعة الملك عبد العزيز، المملكة العربية السعودية.

(مؤمن، 2005)، فاتن احمد محمد علي، 2005، تقدير عدد الإصابات بمرض السرطان في المملكة العربية السعودية باستخدام تحليل السلاسل الزمنية، مطابع جامعة الملك عبد العزيز، المملكة العربية (عوضه، 2003) ام السعد حمود يحي، 2003، اختبارات توفيق لبعض السلاسل، جامعة الملك سعود، المملكة العربية السعودية. السعودية.

(الناصر و جمعة، 2007) الناصر، عبد المجيد، جمعة، احلام احمد، 2007، المقارنة بين طرائق تحديد رتبة أنموذج الانحدار الذاتي الطبيعي (باستخدام بيانات مولدة وبيانات لبعض العناصر المناخية في العراق)، جامعة بغداد، العراق.

الجميل، سرمد كوكب، السراج، عمر محمد فهمي، 2008، تقدير نماذج التنبؤ بأسعار في أسواق رأس المال العربية، مجلة جامعة الموصل ص ص (9-47).

(كنهير، 2010) كنهير، عباس لفته، 2010، بناء أنموذج سلاسل زمنية للتنبؤ بإعداد المرضى المراجعين بمستشفى الزهراء بمحافظة واسط، كلية الإدارة والاقتصاد جامعة واسط.

(بري، 2002) بري، عدنان ماجد عبدالرحمن، 2002، طرق التنبؤ الإحصائي، السعودية، جامعة الملك سعود.

Voind, H.D.(1999)"Time Series analysis" Economic Fordham University, Bronex, New York, USA

Box,(G.E and Jenkins,1994) and G.C Reinsel(1994)"Time Series Analysis Forecasting and Control",3th ed.,Englewood Cliffs: prentice Hall.

Shumway , RH(1998),"Applied Statistical Time Series Analysis" , Prentice – Hall ,Inc.

(Philips and Z.Xio ,1998),"Primer on Unit Root Testing “,Journal of Economic Surveys , Vo1, 12 , pp 423-470.

مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

(Dickey and Fuller , 1979 ), Distribution of The Estimate for Autoregressive Time Series with Aunit root , Journal , America. Stat. Assoc , Vol ,74 , pp 427-431.

G.( Walker , 1931) , On Periodicity in Services On Related Term , Proc. Royal. SOC. ,A131 , p 518.

Brock Well , P.J. and Davis , R.A. (1991) , " Time Series Theory and Methods "

, 2nd ed , Springer Verlag New York Inc , New York

(Gourieroux et al , 1990) Gourieroux C. et MONFORT A., (1990) "Series Temporalis et Modeless Dynamiques " Ed.

Economical-Paris. p.152

(Henin , 1989) P.Y. (1998), "Bilans et essays sur la non-Stationaries des series Macro economies" revue' economies polities –n5-p. 667,668.

(Ljung and Box, 1978) LjungG.M., and Box G.E.P. (1978) "on a measure of the lack of fit in time Series models".Biometrical, n65:PP.297-303.

W , Cleveland and S.J , Devlin , 1980 , Calendar effects in Monthly time Series detection by Spectrum Analysis graphical Methods , Journal of American Statistical Association , Vol 75 , No 371 , pp 847-496.

### الملحق

#### معدل التضخم العام 1970

الرقم القياسي	السنة	الرقم القياسي	السنة	الرقم القياسي	السنة	الرقم القياسي	السنة
11.24	2008	109.84	1996	31.66	1983	1.23	1970
12.98	2009	48.39	1997	30.75	1984	1.23	1971
18.08	2010	18.73	1998	47.17	1985	8.15	1972
35.60	2011	18.89	1999	28.35	1986	15.76	1973
36.52	2012	7.76	2000	24.05	1987	24.08	1974
		4.40	2001	46.67	1988	21.10	1975
		6.90	2002	75.30	1989	1.99	1976

مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية العدد (23) نوفمبر 2023م

		6.25	2003	65.30	1990	17.52	1977
		9.52	2004	119.05	1991	19.98	1978
		8.59	2005	156.69	1992	1.04-	1979
		7.20	2006	181.47	1993	70.79	1980
		6.21	2006	114.50	1994	22.02	1981
		14.30	2007	64.55	1995	28.43	1982