

# طرق التنبؤ الإحصائي

( الجزء الأول )

تأليف د. عدنان ماجد عبدالرحمن بري  
أستاذ الإحصاء وبحوث العمليات المشارك

## بسم الله الرحمن الرحيم

الحمد لله رب العالمين والصلاة والسلام على اشرف خلق الله سيدنا ونبينا محمد وعلى آله وصحبه وسلم.  
أما بعد.

هذه هي المسودة الأولى لكتاب طرق التنبؤ الإحصائي لطلاب مرحلة البكالوريوس. هذا الكتاب سيظل مسودة إلى ماشاء الله لأنني وبإذن الله تعالى سوف أقوم بتطويره وتحديثه وتحسينه بشكل مستمر وسيظل بشكله الإلكتروني هذا لأنني أعتقد ان العلوم والتقنية تتطور يوميا وبشكل متسارع بحيث ان وضعها في كتاب جامد ستاتيكي لايتناسب مع ديناميكية الموضوع وخاصة في عصر ثورة المعلومات والإنترنت. يغطي الجزء الأول من الكتاب الأساسيات الأولية للموضوع ويتطرق إلى موضوع التنبؤ الإحصائي بإستخدام نماذج ARIMA والتي كانت اول معالجة رياضية جادة ومحكمة للتنبؤ الإحصائي بإستخدام المتسلسلات الزمنية Time Series كما تطرقت في آخر الكتاب إلى بعض الطرق التقليدية الهورستيكية للتنبؤ الإحصائي وفي جميع أجزاء الكتاب قمت بتوضيح الأمثلة والحالات الدراسية بإستخدام الحزمة الإحصائية Minitab وهي برامج حاسب طورت خاصة لتعليم علم الإحصاء بجميع فروعه وهذه الحزمة متوفرة للطلاب بالمجان.

الجزء الثاني من الكتاب وموجه لطلاب الدراسات العليا سوف يتطرق بإذن الله لمواضيع مثل تحليل التدخل Intervention Analysis ونماذج دالة التحويل Transfer Function Models ونماذج المتسلسلات الزمنية المتعددة Multivariate Time Series Models ونماذج المتسلسلات الزمنية الموجهه Vector Time Series Models ونماذج فضاء الحالة ومرشح كالمن State Threshold Time Space Models and Kalman Filtering ونماذج الحد Series Models ونماذج ARCH ونماذج GARCH وتطبيقاتها في التنبؤ المالي Finantial Time Series Forecasting كما سنتطرق إلى الشبكات العصبية Neural Networks وإستخدامها في التنبؤ الإحصائي. هذا وارجوا من الله ان يوفقني في إنجاز هذا العمل لوجهه الكريم ولإثراء المكتبة العربية الفقيرة إلى مثل هذا الكتاب.

سيكون هذا الكتاب مجاني لأي طالب علم وهو سيكون متواجد على شبكة الإنترنت  
في الموقع <http://www.abarry.ws/books/statisticalForecast.pdf>  
والله الموفق.

المؤلف  
د. عدنان ماجد عبد الرحمن بري

جامعة الملك سعود  
ذو القعدة 1422 هـ  
يناير 2002 م

## المحتويات

### مقدمة

- 1- الفصل الأول: مقدمة وتعريف ..... 9
- 1-1 أمثلة على المتسلسلات الزمنية ..... 9
- 2-1 الغرض من دراسة وتحليل المتسلسلات الزمنية ..... 9
- 3-1 الخطوات المتخذة لبناء نموذج تنبؤ ..... 9
- 1-3-1 تعيين النموذج ..... 9
- 2-3-1 تطبيق النموذج ..... 10
- 3-3-1 تشخيص واختبار النموذج ..... 10
- 4-3-1 توليد التنبؤات ..... 10
- 5-3-1 استخدام التنبؤات ووضع القرارات ..... 10
- 4-1 تعاريف ومبادئ أولية ..... 10
- 1-4-1 تعريف ماضي أو تاريخ الظاهرة ..... 10
- 2-4-1 تعريف الحاضر أو الآن ..... 10
- 3-4-1 تعريف أخطاء التطبيق ..... 10
- 4-4-1 تعريف أخطاء التنبؤ ..... 11
- 5-4-1 تعريف الإستقرار ..... 11
- 6-4-1 تعريف الضجة البيضاء ..... 11
- 7-4-1 مثال 1 : المشي العشوائي ..... 11
- 8-4-1 تعريف دالة التباين الذاتي ..... 12
- 9-4-1 تعريف دالة الترابط الذاتي ..... 12
- 10-4-1 مثال 2 : دالة الترابط الذاتي للضجة البيضاء ..... 12
- 11-4-1 تعريف دالة الترابط الذاتي الجزئي ..... 13
- 12-4-1 مثال 3: دالة الترابط الذاتي للضجة البيضاء ..... 14
- 13-4-1 تعريف دالة الترابط الذاتي للعينة ..... 15
- 14-4-1 تعريف دالة الترابط الذاتي الجزئي للعينة ..... 16

17 15-4-1 مثال 4: دالة الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي للعينة .....

2- الفصل الثاني: نماذج الإنحدار الذاتي-المتوسط المتحرك ARMA

- 3- وإستخداماتها في التنبؤ..... 25
- 1-2 تعريف نماذج الإنحدار الذاتي-المتوسط المتحرك من الدرجة (p,q) ..... 25
- 2-2 تعريف عامل الإزاحة الخلفي ..... 25
- 3-2 تعريف عامل الإزاحة الأمامي ..... 25
- 4-2 تعريف عامل التفريق ..... 25
- 5-2 تعريف عامل التجميع ..... 25
- 6-2 أمثلة ..... 26
- 7-2 خصائص نماذج الإنحدار الذاتي-المتوسط المتحرك ..... 26
- 1-7-2 نموذج ARMA(0,0) ..... 26
- 2-7-2 نموذج AR(1) ..... 31
- 3-7-2 نموذج AR(2) ..... 31
- 4-7-2 نموذج MA(1) ..... 36
- 5-7-2 نموذج MA(2) ..... 39
- 6-7-2 نموذج ARMA(1,1) ..... 40
- 7-7-2 خواص نماذج ARMA(p,q) ..... 47
- 3- الفصل الثالث: نماذج المتسلسلات الزمنية غير المستقرة ..... 58
- 1-3 عدم الإستقرار في المتوسط ..... 58
- 2-3 عدم الإستقرار في التباين ..... 59
- 3-3 نماذج الإنحدار الذاتي-التكاملي-المتوسط المتحرك من الدرجة (p,d,q) ..... 62
- 1-3-3 نموذج ARIMA(1,1,0) ..... 62
- 2-3-3 نموذج ARIMA(0,1,1) ..... 62
- 3-3-3 نموذج المشي العشوائي بانجراف ..... 63
- 4-3 دالة الأوزان  $\psi(B)$  وتمثيل نماذج ARMA(p,q) ..... 63
- 5-3 أمثلة لدالة الأوزان لبعض النماذج ..... 64
- 1-5-3 دالة الأوزان لنموذج AR(1) ..... 64
- 2-5-3 دالة الأوزان لنموذج MA(1) ..... 65

65	3-5-3 دالة الأوزان لنموذج AR(2)
66	4-5-3 دالة الأوزان لنموذج MA(2)
66	5-5-3 دالة الأوزان لنموذج ARMA(1,1)
67	6-5-3 دالة الأوزان لنموذج ARI(1)
68	7-5-3 دالة الأوزان لنموذج المشي العشوائي ARIMA(1,0,1)
69	6-3 بعض خواص دالة الأوزان $\psi(B)$
71	4- الفصل الرابع: التنبؤات ذات متوسط مربع الخطأ الأدنى لنماذج ARMA(p,q)
71	1-4 نظرية 2: أخطاء التنبؤ
72	2-4 مجموعة المعلومات Information Sets
72	3-4 نظرية 3: المتنبئ ذا متوسط مربع الخطأ الأدنى
72	4-4 قاعدة 2
73	5-4 تعريف دالة التنبؤ
73	6-4 دوال التنبؤ لنماذج ARIMA(p,d,q)
73	1-6-4 دالة التنبؤ لنموذج AR(1)
73	2-6-4 شرط الإستمرار
74	3-6-4 دالة التنبؤ لنموذج AR(2)
74	4-6-4 دالة التنبؤ لنموذج ARIMA(0,1,1)
75	5-6-4 دالة التنبؤ لنموذج MA(1)
75	6-6-4 دالة التنبؤ لنموذج MA(2)
76	7-6-4 دالة التنبؤ لنموذج ARMA(1,1)
80	7-4 حدود التنبؤ
80	1-7-4 تعريف فترة تنبؤ للقيمة المستقبلية
81	2-7-4 مثال
82	5- الفصل الخامس: تصميم وبناء نظام تنبؤ إحصائي
82	1-5 تعيين أو تحديد النموذج
83	1-1-5 تثبيت التباين
83	2-1-5 إختيار درجة التفريق d
84	3-1-5 تحديد p,q
84	4-1-5 إضافة معلم إنجراف

85	2-5	تقدير النموذج
85	1-2-5	طريقة العزوم
86	2-2-5	تقدير العزوم لبعض النماذج
86	1-2-2-5	نموذج AR(1)
86	2-2-2-5	نموذج MA(1)
87	3-2-2-5	نموذج AR(2)
87	4-2-2-5	نموذج MA(2)
87	5-2-2-5	نموذج ARMA(1,1)
89	3-2-5	طريقة المربعات الدنيا الشرطية
89	4-2-5	تقديرات المربعات الدنيا الشرطية لبعض النماذج
89	1-4-2-5	لنماذج AR(1)
90	2-4-2-5	لنماذج MA(1)
94	3-5	تشخيص واختبار النموذج
94	1-3-5	فحص البواقي
94	1-1-3-5	إختبار المتوسط للبواقي
95	2-1-3-5	إختبار العشوائية للبواقي
95	3-1-3-5	إختبار الترابط أو الإستقلال للبواقي
96	4-1-3-5	إختبار طبيعية البواقي
96	2-3-5	بعض المعايير الأخرى لإختيار نموذج مناسب
96	1-2-3-5	إحصائية كيو للجنق وبكس
96	2-2-3-5	معيار الإعلام الذاتي AIC
96	3-3-5	أمثلة وحالات دراسة
143	6-	الفصل السادس: نماذج الإنحدار الذاتي-التكاملي-المتوسط المتحرك الموسمية
143	1-6	دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي لبعض النماذج الموسمية
144	1-1-6	نموذج SARMA(0,1)(1,1)12
145	2-6	دوال الترابط الذاتي لبعض النماذج الموسمية
145	1-2-6	SARIMA(0,d,0)(0,D,1)s
145	2-2-6	SARIMA(0,d,0)(1,D,1)s
145	3-2-6	SARIMA(0,d,1)(0,D,1)s

146	SARIMA(0,d,0)(1,D,1)s	4-2-6
146	SARIMA(0,d,1)(1,D,0)s	5-2-6
146	SARIMA(0,d,2)(0,D,1)s	6-2-6
147	دالة الترابط الذاتي الجزئي للنموذج الموسمي التضاعفي	3-6
147	أمثلة على المتسلسلات الزمنية الموسمية	4-6
148	إشتقاق دوال تنبؤ لبعض نماذج المتسلسلات الموسمية التضاعفية	5-6
148	دالة التنبؤ للنموذج SARIMA(0,0,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	1-5-6
148	دالة التنبؤ للنموذج SARIMA(0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	2-5-6
149	أمثلة وحالات دراسة للمتسلسلات الزمنية الموسمية	6-6
الجزء العملي:		
7- الفصل السابع: ورقة تدريب عملي على التنبؤ بواسطة نماذج الإنحدار		
178	الذاتي-المتوسط المتحرك	
193	8- الفصل الثامن: مثال تحليل البواقي ومعيير إختيار نموذج مناسب	
202	9- الفصل التاسع: تحليل أو تفكيك المتسلسلة الزمنية إلى مركبات	
225	10- التمهيد والتنبؤ بواسطة المتوسط المتحرك	
225	1-10 الوسيط الجاري	
232	11- الفصل الحادي عشر: التمهيد والتنبؤ بواسطة التمهيد الآسي البسيط	
239	12- الفصل الثاني عشر: التمهيد والتنبؤ بواسطة التمهيد الآسي المزدوج	
239	1-12 طريقة براون	
240	2-12 طريقة هولت	
242	3-12 أمثلة	
13- الفصل الثالث عشر: التمهيد الآسي الثلاثي والتنبؤ بواسطة طريقة		
250	ونترز للمتسلسلات الموسمية المنجرفة	
250	1-13 النموذج الإضافي	
242	2-13 النموذج التضاعفي	
259	3-13 مثال لبناء نموذج تنبؤ	
267	4-13 مثال آخر لبناء نموذج تنبؤ	
275	ملحق (1) أسئلة وإجابات الإختبارات السابقة	
358	المراجع	





## الفصل الأول

### مقدمة وتعريف

#### تعريف 1:

المتسلسلة الزمنية Time Series هي متتابعة من القيم المشاهدة لظاهرة عشوائية مرتبة مع الزمن ( او مرتبة على المكان )

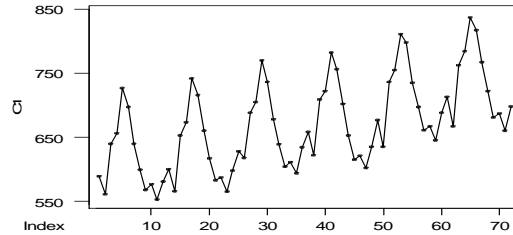
#### امثلة على المتسلسلات الزمنية:

- 1- سعر اقبال سهم بنك الرياض يوميا.
- 2- عدد الوحدات المطلوبة اسبوعيا من انتاج سلعة معينة.
- 3- حجم المبيعات شهريا من سلعة ما.
- 4- حجم الإنتاج اليومي للنفط الخام بالمملكة.

#### والغرض من دراسة وتحليل المتسلسلات الزمنية هو:

- 1- فهم ونمذجة عشوائية الظاهرة المشاهدة.
- 2- التنبؤ عن القيم المستقبلية للظاهرة العشوائية.
- 3- التحكم بالظاهرة العشوائية إذا امكن ذلك.

الشكل التالي لمتسلسلة زمنية مشاهدة وهي عبارة عن الإنتاج اليومي للحليب بالرطل لبقرة ما



## الخطوات المتخذة لبناء نموذج تنبؤ:

إن إيجاد نموذج مناسب تنطبق عليه متسلسلة زمنية مشاهدة يعتبر من المهام الصعبة والتي تحتاج الى الكثير من البحث والخبرة. سوف نستعرض بعض الخطوات العريضة لبناء نموذج رياضي للتنبؤ عن متسلسلة زمنية ما:

### 1- تعيين النموذج أو تحديد النموذج Model Identification:

وهذا يتم برسم المتسلسلة الزمنية فيما يسمى Time Plot حيث يكون الإحداثي الأفقي هو الزمن والرأسي حجم الظاهرة المشاهدة ومن ثم إختيار نموذج رياضي معتمدين علي بعض المقاييس الإحصائية التي تميز نموذج عن آخر وعلى الخبرة المستمدة من الدراسات والابحاث.

### 2- تطبيق النموذج Model Fitting:

بعد ترشيح نموذج او اكثر كنموذج مناسب لوصف المتسلسلة المشاهدة نقوم بتقدير معالم هذا النموذج من البيانات المشاهدة بإستخدام طرق التقدير الإحصائي الخاصة بالمتسلسلات الزمنية وهذا النموذج المرشح يؤخذ كنموذج اولي قابل للتعديل لاحقا.

### 3- تشخيص وإختبار النموذج Model Diagnostics:

إجراء إختبارات تفحصية على أخطاء التطبيق Fitting Errors لمعرفة مدى تطابق المشاهدات مع القيم المحسوبة من النموذج المرشح ومدى صحة فرضيات النموذج. في حالة إجتياز النموذج المرشح لهذه الإختبارات نقوم بإعتمادة على انه النموذج النهائي ويستخدم لتوليد تنبؤات للقيم المستقبلية وإلا نعود للخطوة الاولى لتعيين نموذج جديد.

### 4- توليد التنبؤات Forecast Generation:

يستخدم النموذج النهائي لتوليد تنبؤات عن القيم المستقبلية ومن ثم حساب أخطاء التنبؤ Forecast Errors كلما استجدت قيم جديدة مشاهدة من المتسلسلة الزمنية ومراقبة هذه الأخطاء في ما يسمى بمخططات المراقبة Control Charts والتي توضع للقبول بنسبة خطأ معين إذا تجاوزتة أخطاء التنبؤ يعاد النظر في النموذج وتعاد الدورة من جديد بتحديد نموذج مرشح آخر.

### 5- إستخدام التنبؤات ووضع القرارات Implementation and Decision:

making: تقدم التنبؤات في تقرير لصانعي القرار للنظر في إستخدامها بالشكل المناسب.

## تعريف ومبادئ أولية:

سوف نرمز للظاهرة العشوائية أو العملية العشوائية التي تولد المتسلسلة الزمنية بالرمز  $\{Z_t, t \in \{\dots, -1, 0, 1, 2, \dots\}\}$  او اختصارا  $\{\dots, Z_{-1}, Z_0, Z_1, Z_2, \dots\}$  او ببساطة  $\{Z_t\}$  وللمتسلسلة الزمنية المشاهدة بالرمز  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$

### تعريف 2:

القيم  $z_1, z_2, \dots, z_{n-1}$  تسمى بالماضى او تاريخ الظاهرة **History**

والتاريخ مهم جدا في عملية النمذجة

### تعريف 3 :

القيمة  $z_n$  تسمى الحاضر او الآن

وهي المشاهدة الأخيرة .

### تعريف 4:

أخطاء التطبيق تعطى بالعلاقة  $e_t = z_t - \hat{z}_t, t = 1, 2, \dots, n$  حيث  $\hat{z}_t$  هي القيم المطبقة )  
القيم التي نتحصل عليها من النموذج) وتسمى أيضا الرواسب **Residuals**

ويلاحظ ان اخطاء التطبيق نحصل عليها دفعة واحدة بعد تقدير النموذج.

ملاحظة: سوف نرمز للملاحظات المستقبلية بالرموز  $z_{n+1}, z_{n+2}, z_{n+3}, \dots$  او بشكل عام  $z_{n+l}, l \geq 0$  ونرمز لتنبؤاتها بالرمز  $z_n(1), z_n(2), z_n(3), \dots$  او بشكل عام  $z_n(l), l \geq 0$

**تعريف 5:**

$$e_n(\ell) = z_{n+\ell} - z_n(\ell), \quad \ell \geq 0$$

أخطاء التنبؤ تعطى بالعلاقة

وأخطاء التنبؤ تنتج الواحدة تلو الأخرى كلما تقدم الزمن وشوهدت القيم الحقيقية

**تعريف 6:**

يقال ان المتسلسلة الزمنية المشاهدة  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  مستقرة **Stationary** إذا حققت الشروط التالية:

- 1)  $E(z_t) = \text{constant} = \mu, \quad \forall t$
- 2)  $\text{cov}(z_t, z_s) = \begin{cases} \text{constant} = \gamma_0, & \forall t, \forall s, t = s \\ f(|s-t|), & \forall t, \forall s, t \neq s \end{cases}$

الآن سوف نعرف متسلسلة زمنية مهمة جدا لكونها حجرة او طوب البناء **Building Blocks** لجميع النماذج التي سوف ندرسها

**تعريف 7:**

متسلسلة الضجة البيضاء **White Noise Series** او عملية الضجة البيضاء **White Noise Process** هي عبارة عن متتابعة من المشاهدات العشوائية غير المترابطة (واحيانا نفترض انها متتابعة من المتغيرات العشوائية التي تكون مستقلة ولها توزيعات متطابقة **(Independent, Identically Distributed (IID)** ) بمتوسط صفري وتباين ثابت  $\sigma^2$  أي:

- 1)  $E(a_t) = 0, \quad \forall t$
- 2)  $\text{cov}(a_t, a_s) = \begin{cases} \sigma^2, & \forall t, \forall s, t = s \\ 0, & \forall t, \forall s, t \neq s \end{cases}$

ويرمز لها بالرمز  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$

### مثال 1:

#### متسلسلة المشى العشوائى Random Walk :

سوف نبني عملية عشوائية  $\{Z_t\}$  كالتالي:

$$Z_1 = a_1$$

$$Z_2 = a_1 + a_2$$

⋮

$$Z_t = a_1 + a_2 + \dots + a_t$$

أو

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t$$

أي لو اعتبرنا ان  $a_j$  هو حجم الخطوة التي تؤخذ الي الامام او الخلف عند الزمن  $j$  فان  $Z_t$

هي موقع ماشي عشوائي عند الزمن  $t$

**ملاحظة:** هذه العملية او المتسلسلة من النماذج الهامة جدا التي تصف اسواق المال العالمية

تمرين: اوجد  $E(Z_t)$  و  $\text{cov}(Z_t, Z_s)$  لجميع قيم  $t, s$  وهل العملية مستقرة؟

#### تعريف 8:

دالة التغير الذاتي Autocovariance Function وتعرف كالتالي:

$$\begin{aligned}\gamma_{t,s} &= \text{cov}(Z_t, Z_s), \forall t, \forall s \\ &= E[(Z_t - \mu)(Z_s - \mu)], \forall t, \forall s\end{aligned}$$

وإذا عرفنا التخلف  $k$  علي انه الفترة الزمنية التي تفصل بين  $Z_t$  وبين  $Z_{t-k}$  أو  $Z_{t+k}$  فإن

دالة التغير الذاتي تعطى بالعلاقة:

$$\begin{aligned}\gamma_k &= \text{cov}(Z_t, Z_{t-k}), \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \\ &= E[(Z_t - \mu)(Z_{t-k} - \mu)], \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots\end{aligned}$$

**ملاحظة:** سوف نستخدم التعريف الثاني دائما

### تعريف 9:

دالة الترابط الذاتي Autocorrelation Function (ACF) وتعرف كالتالي:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

ولها الخواص التالية:

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

### مثال 2:

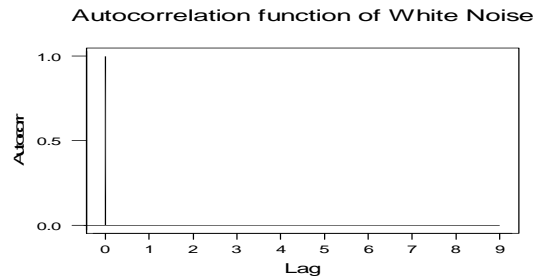
سوف نشق الآن دالة الترابط الذاتي لعملية الضجة البيضاء  
دالة التغيرات الذاتي لعملية الضجة البيضاء هي:

$$\gamma_k = \text{cov}(a_t, a_{t-k}) = \begin{cases} \sigma^2, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

وذلك من التعريف 7 ومنها نجد دالة الترابط الذاتي:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

ولها الشكل التالي:



تعريف 10:

دالة الترابط الذاتي الجزئي (PACF) Partial Autocorrelation Function

وتعطي مقدار الترابط بين  $Z_t$  و  $Z_{t-k}$  بعد إزالت تأثير الترابط الناتج من المتغيرات  $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1}$  الواقعة بينهما ويرمز لها عند التخلف  $k$  بالرمز  $\phi_{kk}$  وأحد طرق حسابها تقوم علي حساب معامل الإنحدار الجزئي  $\phi_{kk}$  في التمثيل:

$$Z_t = \phi_{k1}Z_{t-1} + \phi_{k2}Z_{t-2} + \dots + \phi_{kk}Z_{t-k} + a_t$$

حساب  $\phi_{11}$ :

$$Z_t = \phi_{11}Z_{t-1} + a_t$$

بضرب طرفي العلاقة بـ  $Z_{t-1}$  وأخذ التوقع نجد

$$E(Z_{t-1}Z_t) = \phi_{11}E(Z_{t-1}Z_{t-1}) + E(Z_{t-1}a_t)$$

أي

$$\gamma_1 = \phi_{11}\gamma_0$$

حيث  $E(Z_{t-1}a_t) = 0$  (بشكل عام  $E(Z_{t-k}a_t) = 0, k = 1, 2, \dots$  كما سنبين لاحقا)

وبالقسمة علي  $\gamma_0$  نجد

$$\phi_{11} = \rho_1$$



**تعريف 11:**

بشكل عام تعرف دالة الترابط الذاتي الجزئي كالتالي:

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

حيث | | ترمز الي محددة مصفوفة

التعريف السابق صعب الاستخدام لقيم  $k$  الكبيرة ولهذا سوف نعطي تعريف آخر لحساب دالة الترابط الذاتي الجزئي تكراريا:

**تعريف 11 ب:**

تحسب  $\phi_{kk}$  تكراريا من العلاقات

$$\phi_{00} = 1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{11} = \rho_1$$

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

حيث

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

حساب  $\phi_{22}$  :

من تعريف 11 ب:

$$\phi_{22} = \frac{\rho_2 - \phi_{11}\rho_1}{1 - \phi_{11}\rho_1} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2}$$

وذلك لأن  $\phi_{11} = \rho_1$ .

### مثال 3:

سوف نشق الآن دالة الترابط الذاتي الجزئي لعملية الضجة البيضاء:

من تعريف 11 ب

$$\phi_{00} = 1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{11} = \rho_1 = 0$$

وذلك من مثال 1 السابق

وبالتعويض في تعريف 11 ب عن  $\phi_{kk}$  نجد

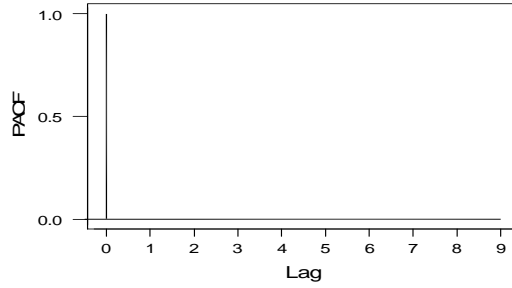
$$\phi_{22} = \phi_{33} = \dots = 0$$

وهكذا:

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

ولها الشكل التالي:

Partial Autocorrelation function of White Noise



**ملاحظة:** لاحظ أن كل من دالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي لعملية الضجة البيضاء تساوي الصفر من التخلف الأول. وهذه خاصية جميع المتغيرات العشوائية غير المترابطة أو المستقلة. لإختبار عدم الترابط بين قيم مشاهدة لمتغير عشوائي تستخدم دالة الترابط الذاتي لذلك.

### تعريف 12 :

دالة الترابط الذاتي للعينة **Sample Autocorrelation Function SACF** لمسلسلة زمنية مشاهدة  $z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n$  ويرمز لها بالرمز  $r_k$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$  وتعطى بالعلاقة:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=1}^n (z_t - \bar{z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

$$\bar{z} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n z_t \quad \text{حيث}$$

وهي مُقدَّر Estimator لدالة الترابط الذاتي أي  $\hat{\rho}_k = r_k$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$  وبما انها مُقدَّر فهي إذا تتغير عشوائيا من عينة لآخرى ولهذا فإن لها الخواص العينية التالية:

1- إذا كانت  $k > q$ ,  $\rho_k = 0$ , فإن

$$V(r_k) \cong \frac{1}{n} \left( 1 + 2 \sum_{k=1}^q \rho_k^2 \right), \quad k > q$$

وفي الحالة الخاصة عندما  $\rho_k = 0, k > 0$  فإن  $V(r_k) \cong \frac{1}{n}$

2- لقيم  $n$  الكبيرة و  $\rho_k = 0$  فإن  $r_k$  يكون لها تقريبا توزيع طبيعي وبالتالي نستطيع القيام بالاختبار التالي:

$$H_0 : \rho_k = 0$$

$$H_1 : \rho_k \neq 0$$

وذلك باستخدام الإحصائية:

$$\frac{|r_k|}{n^{-\frac{1}{2}}} = \sqrt{n} |r_k|$$

وذلك عند مستوى معنوية  $\alpha = 0.05$  وترفض  $H_0$  إذا كانت  $\sqrt{n} |r_k| > 1.96$

3- تحت الفرضية  $H_0 : \rho_k = 0, \forall k$  فإن  $\text{corr}(r_k, r_{k-s}) \cong 0, s \neq 0$

4- تُقدَّر التباينات لدالة الترابط الذاتي للعينة كالتالي:

$$\hat{V}(r_k) \cong \frac{1}{n} \left( 1 + 2 \sum_{k=1}^q r_k^2 \right), \quad k > q$$

**تعريف 13:**

**دالة الترابط الذاتي الجزئي للعينة** **Sample Partial Autocorrelation Function**

**SPACF** لمسلسلة زمنية مشاهدة  $z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n$  ويرمز لها بالرمز

$r_{kk}, k = 0, 1, 2, \dots$  تعطى بالعلاقة:

$$r_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ r_1, & k = 1 \\ \frac{\begin{vmatrix} 1 & r_1 & \cdots & r_{k-2} & r_1 \\ r_1 & 1 & \cdots & r_{k-3} & r_2 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ r_{k-1} & r_{k-2} & \cdots & r_1 & r_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & r_1 & \cdots & r_{k-2} & r_{k-1} \\ r_1 & 1 & \cdots & r_{k-3} & r_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ r_{k-1} & r_{k-2} & \cdots & r_1 & 1 \end{vmatrix}}, & k = 2, 3, \dots \end{cases}$$

و لحساب دالة الترابط الذاتي الجزئي للعينة تكراريا:

**تعريف 13 ب:**  
تحسب  $r_{kk}$  تكراريا من العلاقات

$$r_{00} = 1, \text{ by definition}$$

$$r_{11} = r_1$$

$$r_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j}, \quad k = 2, 3, \dots$$

**حيث**

$$r_{kj} = r_{k-1,j} - r_{kk} r_{k-1,k-1}, \quad j = 1, 2, \dots, k-1$$

وهي ايضا مقدر Estimator لدالة الترابط الذاتي الجزئي للعينة أي  $\hat{\phi}_{kk} = r_{kk}$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$  وبما انها مقدر فهي إذا تتغير عشوائيا من عينة لاخرى ولهذا فإن لها الخواص العينية التالية:

$$V(r_{kk}) \cong \frac{1}{n}, \quad k > 0 \quad -1$$

2- لقيم  $n$  الكبيرة فإن  $r_{kk}$  يكون لها تقريبا توزيع طبيعي وبالتالي نستطيع القيام بالاختبار التالي:

$$H_0 : \phi_{kk} = 0$$

$$H_1 : \phi_{kk} \neq 0$$

وذلك باستخدام الإحصائية:

$$\frac{|r_{kk}|}{n^{-\frac{1}{2}}} = \sqrt{n} |r_{kk}|$$

وذلك عند مستوى معنوية  $\alpha = 0.05$  وترفض  $H_0$  إذا كانت  $\sqrt{n} |r_{kk}| > 1.96$

3- تحت الفرضية  $H_0 : \phi_{kk} = 0, \forall k$  فإن  $\text{corr}(\phi_{kk}, \phi_{k-s, k-s}) \cong 0, s \neq 0$

4- تُقدّر التباينات لدالة الترابط الذاتي للعينة كالتالي:

$$\hat{V}(r_{kk}) \cong \frac{1}{n}, \quad k > 0$$

#### مثال 4:

البيانات التالية تمثل الطلب علي منتج معين يوميا:

158 222 248 216 226 239 206 178 169

أحسب الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي للعينة وارسمهما:

$$\bar{z} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n z_t = \frac{1}{9} (158 + 222 + \dots + 169) = 206.89$$

اولا: نحسب المتوسط

ثانيا: نحسب الترابط الذاتي من العلاقة

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=1}^n (z_t - \bar{z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

$$r_1 = \frac{(158 \times 222 + 222 \times 248 + \dots + 178 \times 169)}{(158 \times 158 + 222 \times 222 + \dots + 169 \times 169)} = 0.265116$$

$$r_2 = \frac{(158 \times 248 + 222 \times 216 + \dots + 206 \times 169)}{(158 \times 158 + 222 \times 222 + \dots + 169 \times 169)} = -0.212$$

$$r_3 = \frac{(158 \times 216 + 222 \times 226 + \dots + 239 \times 169)}{(158 \times 158 + 222 \times 222 + \dots + 169 \times 169)} = -0.076$$

وهكذا  $r_8 = 0.230, r_7 = 0.104, r_6 = -0.242, r_5 = -0.387, r_4 = -0.183$

ثالثا: نحسب التباينات من

$$\hat{V}(r_k) \cong \frac{1}{n} \left( 1 + 2 \sum_{k=1}^q r_k^2 \right), \quad k > q$$

$$\hat{V}(r_1) \cong \frac{1}{9}$$

$$\hat{V}(r_2) \cong \frac{1}{n} (1 + 2r_1^2) = \frac{1}{9} (1 + 2(0.265)^2) = 0.1267$$

$$\hat{V}(r_3) \cong \frac{1}{n} (1 + 2(r_1^2 + r_2^2)) = \frac{1}{9} (1 + 2((0.265)^2 + (-0.212)^2)) = 0.1367$$

$$\hat{V}(r_4) \cong 0.138 \quad \hat{V}(r_5) \cong 0.1454 \quad \hat{V}(r_6) \cong 0.1787$$

الخ...

رابعا: نحسب الترابط الذاتي الجزئي للعينة:

$$r_{00} = 1, \quad \text{by definition}$$

$$r_{11} = r_1 = 0.265$$

ثم نحسب باقي الترابطات من العلاقات التكرارية

$$r_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j}, \quad k = 2, 3, \dots$$

حيث

$$r_{kj} = r_{k-1,j} - r_{kk} r_{k-1,k-1}, \quad j = 1, 2, \dots, k-1$$

$$r_{22} = \frac{r_2 - \sum_{j=1}^1 r_{1,j} r_{2-j}}{1 - \sum_{j=1}^1 r_{1,j} r_j} = \frac{r_2 - r_{11} r_1}{1 - r_{11} r_1} = \frac{(-0.212) - (0.265)(0.265)}{1 - (0.265)(0.265)} = \frac{-0.282225}{0.929775}$$

$$= -0.30354$$

لحساب  $r_{33}$  نحتاج الى  $r_{21}$  وتحسب من

$$r_{21} = r_{11} - r_{22} r_{11} = 0.265 - (-0.303)(0.265) = 0.345295$$

$$r_{33} = \frac{r_3 - \sum_{j=1}^2 r_{2,j} r_{3-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{2,j} r_j} = \frac{r_3 - (r_{21} r_2 + r_{22} r_1)}{1 - (r_{21} r_1 + r_{22} r_2)}$$

$$= \frac{(-0.076) - ((0.345)(-0.212) + (-0.303)(0.265))}{1 - ((0.345)(0.265) + (-0.303)(-0.212))}$$

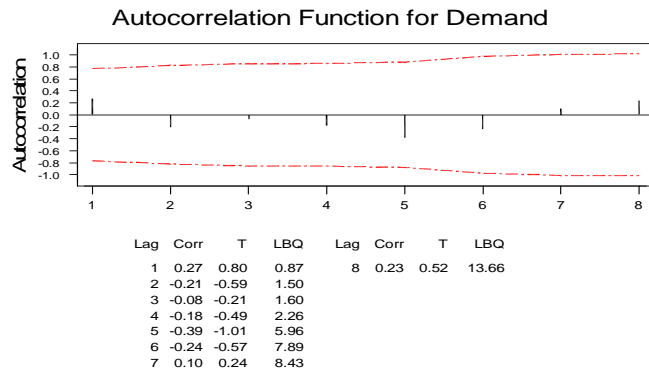
$$= 0.092$$

وهكذا نحسب باقي الترابطات الجزئية للعينة

$$r_{88} = 0.042, r_{77} = 0.013, r_{66} = -0.207, r_{55} = -0.294, r_{44} = -0.298$$

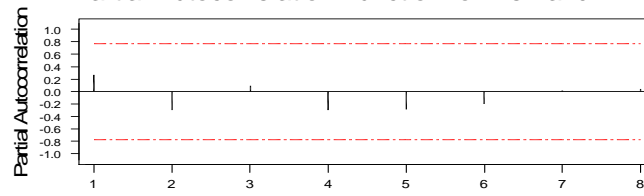
$$\frac{1}{9} = 0.1111 \text{ تقريبا تساوي جميعا التباينات تساوي}$$

خامسا: رسم دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي للعينة





Partial Autocorrelation Function for Demand



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.27	0.80	8	0.04	0.13
2	-0.30	-0.91			
3	0.09	0.27			
4	-0.30	-0.89			
5	-0.29	-0.88			
6	-0.21	-0.62			
7	0.01	0.04			

## الفصل الثاني

### نماذج الإنحدار الذاتي المتوسط المتحرك Autoregressive-Moving Average Models واستخداماتها في التنبؤ:

هناك عائلة كبيرة من النماذج التي يطلق عليها نماذج الإنحدار الذاتي المتوسط المتحرك Autoregressive-Moving Average Models والتي اثبتت الأبحاث الكثيرة في مختلف الميادين التطبيقية علي تفوقها الهائل علي الطرق التقليدية في التنبؤ.

#### تعريف 14:

نموذج الإنحدار الذاتي المتوسط المتحرك من الدرجة  $(p, q)$  ويرمز له  $ARMA(p, q)$  لمتسلسلة زمنية مشاهدة  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  يكتب علي الشكل:

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

حيث  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$  متسلسلة ضجة بيضاء و  $-\infty < \delta < \infty$  معلم ثابت يمثل المستوي و  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  هي معالم الإنحدار الذاتي Autoregressive Parameters و  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  هي معالم المتوسط المتحرك Moving Average Operators

سوف نستعين بجبر العمال Operators Algebra لتبسيط هذه النماذج لكي يسهل التعامل معها

#### تعريف 15: عامل الإزاحة الخلفي Backshift Operator ويرمز له $B$ وله الخواص التالية:

$$1 - Bz_t = z_{t-1}$$

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

$$3 - Bc = c, \quad c \text{ is a constant}$$

بالإضافة الي عامل الإزاحة الخلفي توجد عمال اخري نحتاج اليها لاحقا هي:

### تعريف 15 ب:

1- عامل الإزاحة الأمامي **Forwardshift Operator** ويرمز له  $F$  ويعرف كالتالي:

$$F = B^{-1}$$

2- عامل التفريق **Difference Operator** ويرمز له  $\nabla$  ويعرف كالتالي:

$$\nabla = (1 - B)$$

4- عامل التجميع **Sum Operator** ويرمز له  $S$  ويعرف كالتالي:

$$S = \nabla^{-1} = (1 - B)^{-1}$$

الآن نعود الي نموذج الإنحدار الذاتي\_المتوسط المتحرك من الدرجة  $(p, q)$  ونكتبه علي

الشكل:

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

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

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

أو

$$\phi_p(B) z_t = \delta + \theta_q(B) a_t$$

حيث  $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$  هو عامل الإنحدار الذاتي Autoregressive

و  $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$  هو عامل المتوسط المتحرك Operator

Moving Average Operator

### أمثلة:

1- نموذج المتوسط الثابت Constant Mean Model ويرمز له  $ARMA(0,0)$  ويكتب

علي الشكل:

$$\phi_0(B) z_t = \delta + \theta_0(B) a_t$$

أو

$$(1) z_t = \delta + (1) a_t$$

$$z_t = \delta + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

2- نموذج الإنحدار الذاتي من الدرجة الاولى  $ARMA(1,0) \equiv AR(1)$  وهو علي الشكل:

$$\phi_1(B)z_t = \delta + \theta_0(B)a_t$$

$$(1 - \phi_1 B)z_t = \delta + a_t$$

$$z_t = \delta + \phi_1 z_{t-1} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

3- نموذج المتوسط المتحرك من الدرجة الاولى  $ARMA(0,1) \equiv MA(1)$  وهو علي الشكل:

$$\phi_0(B)z_t = \delta + \theta_1(B)a_t$$

$$z_t = \delta + (1 - \theta_1 B)a_t$$

$$z_t = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

4- نموذج الإنحدار الذاتي من الدرجة الثانية  $ARMA(2,0) \equiv AR(2)$  وهو علي الشكل:

$$\phi_2(B)z_t = \delta + \theta_0(B)a_t$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)z_t = \delta + a_t$$

$$z_t = \delta + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

5- نموذج الإنحدار الذاتي\_ المتوسط المتحرك من الدرجة (1و1)  $ARMA(1,1)$  ونكتبه علي

الشكل:

$$\phi_1(B)z_t = \delta + \theta_1(B)a_t$$

$$(1 - \phi_1 B)z_t = \delta + (1 - \theta_1 B)a_t$$

$$z_t = \delta + \phi_1 z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

## خصائص نماذج الإنحدار الذاتي المتوسط المتحرك:

سوف ندرس الخصائص الإحصائية التي تميز نماذج الإنحدار الذاتي المتوسط المتحرك ومعرفة كيفية التعرف علي احد هذه النماذج من عينة مشاهدة وذلك لتعيين او تحديد نموذج مناسب يصف المشاهدات.

### أولاً: نموذج المتوسط الثابت ARMA(0,0):

ويكتب علي الشكل

$$\phi_0(B)z_t = \delta + \theta_0(B)a_t$$

او

$$z_t = \delta + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

سوف نشق الخواص الإحصائية لهذا النموذج وذلك بإيجاد التوقع (المتوسط) ودالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي كالتالي:

$$\begin{aligned} E(z_t) &= \delta + E(a_t) \\ &= \delta \end{aligned}$$

وذلك لأن  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$

سوف نرمز لمتوسط المتسلسلة  $E(z_t)$  بالرمز  $\mu$  أي  $\mu = E(z_t)$  وبالتالي يكون  $\delta = \mu$  ويكتب النموذج:

$$z_t - \mu = a_t$$

لإشتقاق دالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي نضرب طرفي المعادلة السابقة في  $z_{t-k} - \mu$  ونأخذ التوقع أي

$$E[(z_{t-k} - \mu)(z_t - \mu)] = E[(z_{t-k} - \mu)a_t]$$

ولكن  $E[(z_{t-k} - \mu)(z_t - \mu)] = \gamma_k$  من تعريف 8 إذا

$$\gamma_k = E[(z_{t-k} - \mu)a_t], \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

ونحل هذه العلاقة تكرارياً:

$$k = 0: \quad \gamma_0 = E[(z_t - \mu)a_t]$$

لإيجاد الطرف الأيمن نضرب طرفي  $z_t - \mu = a_t$  في  $a_t$  ونأخذ التوقع أي

$$E[(z_t - \mu)a_t] = E(a_t a_t) = \sigma^2$$

وذلك لأن  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$  إذا

$$k = 0: \gamma_0 = E[(z_t - \mu)a_t] = \sigma^2$$

$$k = 1: \gamma_1 = E[(z_{t-1} - \mu)a_t] = 0$$

وذلك لأن

$$z_{t-1} - \mu = a_{t-1}$$

$$E[(z_{t-1} - \mu)a_t] = E(a_{t-1}a_t) = 0$$

في الحقيقة فإن

$$z_{t-k} - \mu = a_{t-k}, \quad k = 1, 2, \dots$$

$$E[(z_{t-k} - \mu)a_t] = E(a_{t-k}a_t) = 0, \quad k = 1, 2, \dots$$

أي

**قاعدة 1:**

$$E[(z_{t-k} - \mu)a_t] = E(a_{t-k}a_t) = \begin{cases} \sigma^2, & k = 0 \\ 0, & k = 1, 2, \dots \end{cases}$$

أي

$$\gamma_0 = \sigma^2$$

$$\gamma_k = 0, \quad k = \pm 1, \pm 2, \dots$$

وتوضع علي شكل دالي:

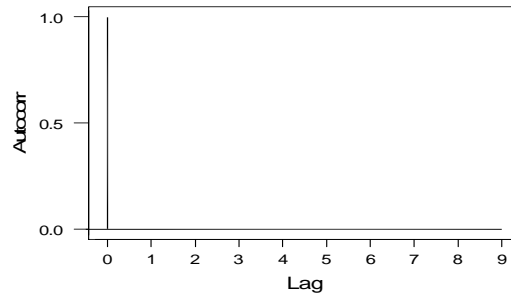
$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma^2, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

وبالقسمة علي  $\gamma_0 = \sigma^2$  نجد

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

ولها الشكل التالي:

Autocorrelation function of Constant Mean Model



نشتق الآن دالة الترابط الذاتي الجزئي من التعريف 11 نجد

$$\phi_{00} = 1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{11} = \rho_1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{11} = 0$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{vmatrix}} = 0$$

$$\phi_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{vmatrix}} = 0$$

⋮

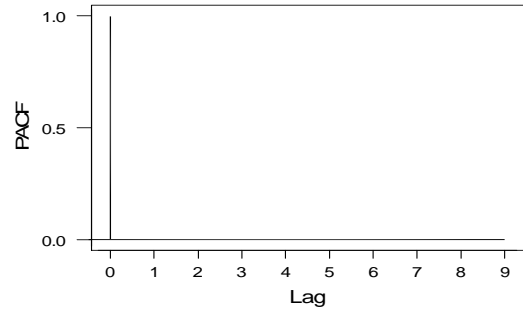
$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \dots & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \dots & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots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

وتوضع علي شكل دالي:

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

ولها الشكل التالي:

Partial Autocorrelation function of Constant Mean Model



**ملاحظة:** نموذج المتوسط الثابت لايفترق عن نموذج الضجة البيضاء الا في ان له متوسط غير صفري



## ثانياً: نموذج الإنحدار الذاتي من الدرجة الأولى ARMA(1,0) = AR(1)

وهو علي الشكل:

$$\phi_1(B)z_t = \delta + \theta_0(B)a_t$$

$$(1 - \phi_1 B)z_t = \delta + a_t$$

$$z_t = \delta + \phi_1 z_{t-1} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

كالنموذج السابق سوف نوجد التوقع (المتوسط) ودالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي:

$$(1 - \phi_1 B)z_t = \delta + a_t$$

$$z_t = \frac{\delta}{(1 - \phi_1)} + (1 - \phi_1 B)^{-1} a_t$$

$$E(z_t) = \frac{\delta}{(1 - \phi_1)} + E\left[(1 - \phi_1 B)^{-1} a_t\right]$$

الحد الثاني في الطرف الأيمن هو

$$E\left[(1 - \phi_1 B)^{-1} a_t\right] = E\left[\left(\sum_{j=0}^{\infty} \phi_1^j B^j\right) a_t\right]$$

لإدخال التوقع علي المجموع اللانهائي يجب ان تكون المتسلسلة اللانهائية  $\sum_{j=0}^{\infty} \phi_1^j B^j < \infty$

متقاربة وذلك يتحقق إذا كانت  $|\phi_1| < 1$  وذلك إذا اعتبرنا العامل  $B$  الآن يلعب دور متغير

مركب Complex Variable له الشكل  $B = a + ib$  وله القياس  $|B| = 1$  في الحقيقة لا بد ان

نتطلب ان تكون جزور او اصفار  $(1 - \phi_1 B) = 0$  خارج دائرة الوحدة أي  $|B| > 1$  أي

$$1 - \phi_1 B = 0$$

$$B = \frac{1}{\phi_1}$$

$$|B| > 1 \Rightarrow \left|\frac{1}{\phi_1}\right| > 1 \Rightarrow |\phi_1| < 1$$

وهذا هو شرط الإستقرار. نعود الي العلاقة

$$\begin{aligned}
E\left[(1-\phi_1 B)^{-1} a_t\right] &= E\left[\left(\sum_{j=0}^{\infty} \phi_1^j B^j\right) a_t\right] \\
&= \left[\left(\sum_{j=0}^{\infty} \phi_1^j B^j\right) E(a_t)\right] \\
&= 0, \quad \forall t
\end{aligned}$$

ويكون

$$E(z_t) = \frac{\delta}{(1-\phi_1)}$$

او

$$\mu = \frac{\delta}{(1-\phi_1)}$$

$$\therefore \delta = \mu(1-\phi_1)$$

وبالتعويض عن  $\delta$  في صيغة النموذج نجد

$$\begin{aligned}
z_t &= \delta + \phi_1 z_{t-1} + a_t \\
&= \mu(1-\phi_1) + \phi_1 z_{t-1} + a_t \\
&= \mu + \phi_1(z_{t-1} - \mu) + a_t \\
(z_t - \mu) - \phi_1(z_{t-1} - \mu) &= a_t
\end{aligned}$$

نضرب طرفي المعادلة السابقة في  $z_{t-k} - \mu$  ونأخذ التوقع أي

$$E[(z_{t-k} - \mu)(z_t - \mu)] - \phi_1 E[(z_{t-k} - \mu)(z_{t-1} - \mu)] = E[(z_{t-k} - \mu)a_t], \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

أي

$$\gamma_k - \phi_1 \gamma_{k-1} = E[(z_{t-k} - \mu)a_t], \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

وذلك من تعريف 8 و تحل هذه العلاقة تكراريا كما يلي:

$$k = 0: \quad \gamma_0 - \phi_1 \gamma_1 = E[(z_t - \mu)a_t]$$

لإيجاد الطرف الأيمن نقوم بالتالي:

$$E[a_t(z_t - \mu)] - \phi_1 E[a_t(z_{t-1} - \mu)] = E(a_t a_t)$$

$$E[a_t(z_t - \mu)] - \phi_1 \times (0) = \sigma^2$$

$$\therefore E[a_t(z_t - \mu)] = \sigma^2$$

إذا

$$\gamma_0 - \phi_1 \gamma_1 = \sigma^2$$

$$k=1: \gamma_1 - \phi_1 \gamma_0 = E[(z_{t-1} - \mu)a_t] = 0$$

في الحقيقة

$$\gamma_k - \phi_1 \gamma_{k-1} = 0, \quad k = 1, 2, \dots$$

بقسمة المعادلة الأخيرة على  $\gamma_0$  نجد

$$\rho_k - \phi_1 \rho_{k-1} = 0, \quad k = 1, 2, \dots$$

أو

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1}, \quad k = 1, 2, \dots$$

وبما ان  $\rho_0 = 1$  فإن:

$$\rho_1 = \phi_1 \rho_0 = \phi_1$$

$$\rho_2 = \phi_1 \rho_1 = \phi_1^2$$

⋮

$$\rho_k = \phi_1^k$$

أو بشكل دالة

$$\rho_k = \phi_1^{|k|}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

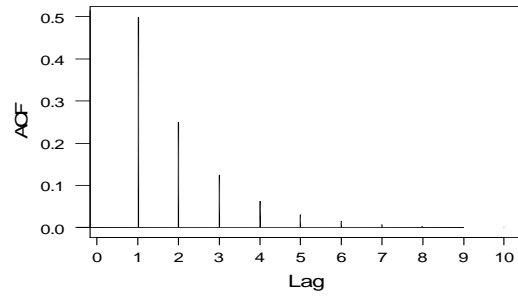
وذلك لأن  $\rho_{-k} = \rho_k, \quad \forall k$  سوف ننظر من الآن وصاعداً للشق الموجب من أي  $\rho_k$

$$\rho_k = \phi_1^k, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

هذه الدالة لها الشكل التالي:

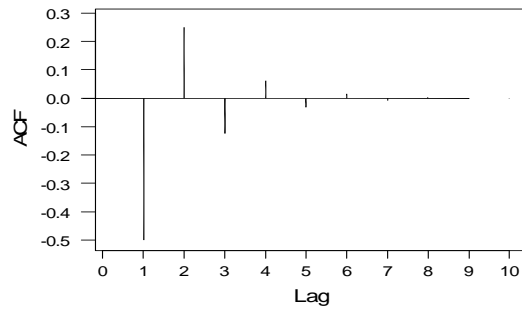
1- عندما تكون  $\phi_1 > 0$

Autocorrelation function of AR(1) Model



2- عندما تكون  $\phi_1 < 0$

Autocorrelation function of AR(1) Model



نشتق الآن دالة الترابط الذاتي الجزئي

من تعريف 11 نجد

$\phi_{00} = 1$ , by definition

$\phi_{11} = \rho_1 = \phi_1$ , by definition

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \phi_1 \\ \phi_1 & \phi_1^2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \phi_1 \\ \phi_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{0}{1 - \phi_1^2} = 0$$

⋮

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_k \\ \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \cdots & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \cdots & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \phi_1 & \cdots & \phi_1 \\ \phi_1 & 1 & \cdots & \phi_1^2 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \phi_1^{k-1} & \phi_1^{k-2} & \cdots & \phi_1^k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \phi_1 & \cdots & \phi_1^k \\ \phi_1 & 1 & \cdots & \phi_1^{k-1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \phi_1^{k-1} & \phi_1^{k-2} & \cdots & 1 \end{vmatrix}} = \frac{0}{|\cdot| > 0}$$

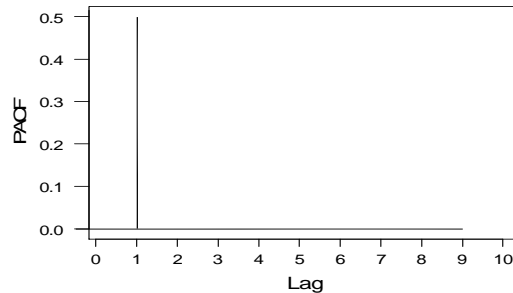
محددة البسط تساوي صفرا لأن العامود الأخير يساوي العامود الأول مضروبا في  $\phi_1$  ونكتب دالة الترابط الذاتي الجزئي علي الشكل التالي:

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ \phi_1, & k = 1 \\ 0, & k \geq 2 \end{cases}$$

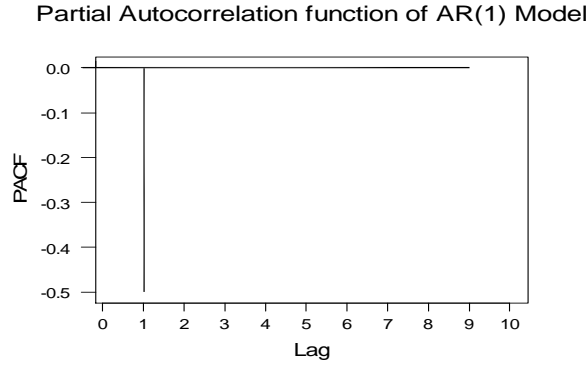
ولها الشكل التالي:

1- عندما تكون  $\phi_1 > 0$

Partial Autocorrelation function of AR(1) Model



2- عندما تكون  $\phi_1 < 0$



ملاحظة: دائما لا ترسم أي من  $\rho_0 = 1$  او  $\phi_{00} = 1$  في الأشكال البيانية.

### مناقشة النموذج:

- 1- عندما تكون  $|\phi_1| < 1$  (شرط الإستقرار) فإن  $E(z_t) = \delta / (1 - \phi_1)$  وهوثابت لجميع قيم  $t$
- 2- دالة الترابط الذاتي دالة للتخلف  $k$  فقط ولا تعتمد علي الزمن  $t$
- 3- دالة الترابط الذاتي تتخامد اسيا في إتجاه واحد إبتداءا من  $\rho_1$  عندما تكون  $\phi_1 > 0$  وتتخامد اسيا مترددة بين القيم الموجبة والسالبة عندما تكون  $\phi_1 < 0$
- 4- دالة الترابط الذاتي الجزئي لها قيمة واحدة غير صفرية ( مع عدم النظر الي  $\phi_{00}$  ) ويكون إتجاهها حسب إشارة  $\phi_1$  ومقدارها يساوي  $|\phi_1|$

### ثالثا: نموذج الإنحدار الذاتي من الدرجة الثانية $AR(2) = ARMA(2,0)$ :

ويكتب علي الشكل:

$$\phi_2(B)z_t = \delta + \theta_0(B)a_t$$

$$(1 - \phi_1 B + \phi_2 B^2)z_t = \delta + a_t$$

$$z_t = \delta + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

كالسابق نوجد المتوسط ودالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) z_t = \delta + a_t$$

$$z_t = \frac{\delta}{(1 - \phi_1 - \phi_2)} + (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)^{-1} a_t$$

$$E(z_t) = \frac{\delta}{(1 - \phi_1 - \phi_2)} + E\left[(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)^{-1} a_t\right]$$

الحد الثاني في الطرف الأيمن مجموع لانتهائي على الشكل  $E\left(\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j}\right)$  ولكي ندخل التوقع

داخل التجميع اللانتهائي لابد ان تكون  $\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j}$  متقاربة في المتوسط المربع وهذا يتحقق إذا

و فقط إذا كان  $\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2 < \infty$  وهذا يتحقق إذا حققت معالم الإنحدار الذاتي الشروط التالية:

$$\phi_2 - \phi_1 < 1$$

$$\phi_2 + \phi_1 < 1$$

$$-1 < \phi_2 < 1$$

والتي تسمى بشروط الإستقرار ( هذه الشروط تنتج ايضا من كون جزور او أصفار

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) = 0 \text{ خارج دائرة الوحدة) . إذا تحققت شروط الإستقرار فإن}$$

$$E\left[(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)^{-1} a_t\right] = \left[(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)^{-1} E(a_t)\right] = 0, \forall t$$

ويكون

$$\mu = E(z_t) = \frac{\delta}{(1 - \phi_1 - \phi_2)}$$

$$\delta = (1 - \phi_1 - \phi_2) \mu$$

و بالتعويض عن  $\delta$  في صيغة النموذج نجد

$$z_t = (1 - \phi_1 - \phi_2) \mu + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + a_t$$

$$= \mu + \phi_1 (z_{t-1} - \mu) + \phi_2 (z_{t-2} - \mu) + a_t$$

$$(z_t - \mu) - \phi_1 (z_{t-1} - \mu) - \phi_2 (z_{t-2} - \mu) = a_t$$

نضرب المعادلة السابقة في  $z_{t-k} - \mu$  ونأخذ التوقع نجد:

$$E[(z_t - \mu)(z_{t-k} - \mu) - \phi_1(z_{t-1} - \mu)(z_{t-k} - \mu) - \phi_2(z_{t-2} - \mu)(z_{t-k} - \mu)] \\ = E[a_t(z_{t-k} - \mu)], k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

أي

$$E[(z_t - \mu)(z_{t-k} - \mu)] - \phi_1 E[(z_{t-1} - \mu)(z_{t-k} - \mu)] - \phi_2 E[(z_{t-2} - \mu)(z_{t-k} - \mu)] \\ = E[a_t(z_{t-k} - \mu)], k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

أو

$$\gamma_k - \phi_1 \gamma_{k-1} - \phi_2 \gamma_{k-2} = E[a_t(z_{t-k} - \mu)], k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

وذلك من تعريف 8 الآن نحل هذه العلاقة تكراريا كما يلي:

$$k = 0: \gamma_0 - \phi_1 \gamma_{-1} - \phi_2 \gamma_{-2} = E[a_t(z_t - \mu)] = \sigma^2 \Rightarrow \gamma_0 = \phi_1 \gamma_1 - \phi_2 \gamma_2 + \sigma^2$$

وذلك من قاعدة 1

$$k = 1: \gamma_1 - \phi_1 \gamma_0 - \phi_2 \gamma_1 = 0 \Rightarrow \gamma_1 = \phi_1 \gamma_0 - \phi_2 \gamma_1$$

$$k = 2: \gamma_2 - \phi_1 \gamma_1 - \phi_2 \gamma_0 = 0 \Rightarrow \gamma_2 = \phi_1 \gamma_1 - \phi_2 \gamma_0$$

وبشكل عام

$$k \geq 1: \gamma_k = \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2}$$

بقسمة الطرفين علي  $\gamma_0$  نجد

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2}, \quad k = 1, 2, \dots$$

$$\rho_k - \phi_1 \rho_{k-1} - \phi_2 \rho_{k-2} = 0, \quad k = 1, 2, \dots \text{ (ملاحظة: بوضع المعادلة السابقة علي الشكل)}$$

نجد انها معادلة فروقية من الدرجة الثانية والتي يمكن حلها بشكل مغلق بإستخدام طرق حل

المعادلات الفروقية ولكن هذا خارج نطاق المقرر الحالي)

سوف نحل العلاقة السابقة بالطريقة التكرارية والتي تحتاج الي قيمتين اوليتين:

$$1 - \rho_0 = 1$$

$$2 - \rho_1 = \phi_1 \rho_0 + \phi_2 \rho_{-1} \Rightarrow \rho_1 = \frac{\phi_1}{1 - \phi_2}$$

ومنها نجد



$$\rho_2 = \phi_1 \rho_1 + \phi_2 \rho_0 \Rightarrow \rho_2 = \frac{\phi_1^2}{1 - \phi_2} + \phi_2$$

وهكذا الخ...

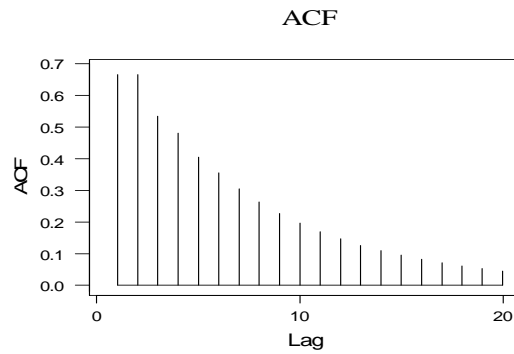
الأشكال التالية هي لدوال الترابط الذاتي لعملية  $AR(2)$

1- الشكل (1)  $\phi_1 = 0.4, \phi_2 = 0.4$

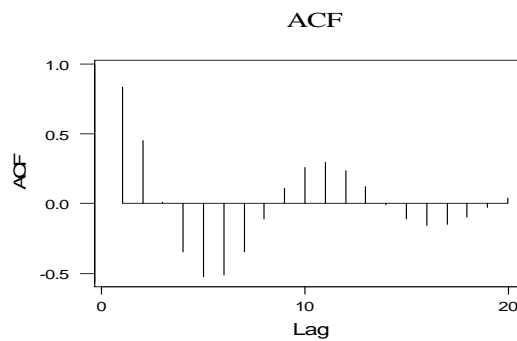
2- الشكل (2)  $\phi_1 = 1.5, \phi_2 = -0.8$

3- الشكل (3)  $\phi_1 = 0.5, \phi_2 = -0.6$

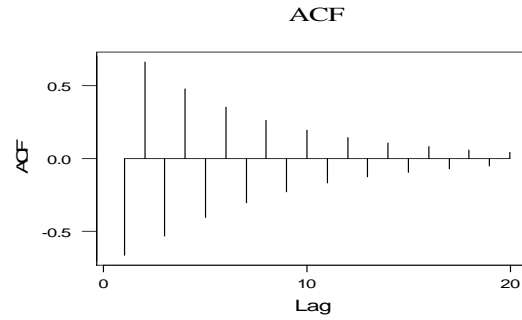
شكل (1)



شكل (2)



شكل (3)



الآن نشق دالة الترابط الذاتي الجزئي لعملية  $AR(2)$  كالتالي:

$$\phi_{00} = 1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{11} = \rho_1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2} \neq 0$$

$$\phi_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 = \phi_1 + \phi_2 \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 = \phi_1 \rho_1 + \phi_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 = \phi_1 \rho_2 + \phi_2 \rho_1 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = 0$$

| | > 0

وذلك لأن العمود الأخير في محددة البسط هو تركيب خطي من العمودين الأول والثاني، كذلك

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \cdots & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \cdots & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_1 = \phi_1 \rho_0 + \phi_2 \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_2 = \phi_1 \rho_1 + \phi_2 \rho_0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \cdots & \rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} \end{vmatrix}}{|| > 0} = 0, k = 3, 4, \dots$$

وذلك ايضا لنفس السبب السابق. إذا

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ \rho_1, & k = 1 \\ \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2}, & k = 2 \\ 0, & k \geq 3 \end{cases}$$

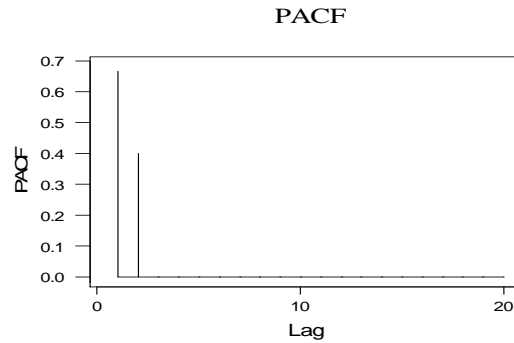
الأشكال التالية هي لدوال الترابط الذاتي الجزئي لعملية  $AR(2)$

الشكل (4)  $\phi_1 = 0.4, \phi_2 = 0.4$

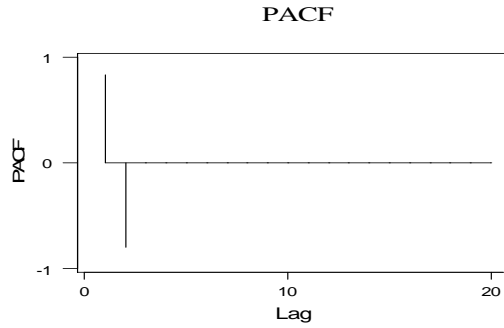
الشكل (5)  $\phi_1 = 1.5, \phi_2 = -0.8$

الشكل (6)  $\phi_1 = 0.5, \phi_2 = -0.6$

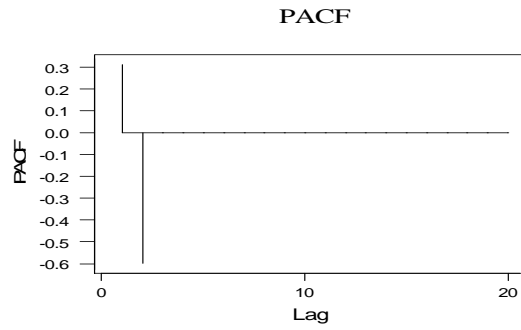
شكل (4)



شكل (5)



شكل (6)



**رابعاً: نموذج المتوسط المتحرك من الدرجة الأولى  $ARMA(0,1) = MA(1)$**

وتكتب علي الشكل:

$$\phi_0(B)z_t = \delta + \theta_1(B)a_t$$

$$z_t = \delta + (1 - \theta_1 B)a_t$$

$$z_t = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

الآن نوجد المتوسط ودالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي:

$$E(z_t) = E(\delta + a_t - \theta_1 a_{t-1}) = \delta$$

$$\therefore \mu = \delta$$

ونكتب النموذج

$$z_t - \mu = a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

بضرب هذه المعادلة في  $z_{t-k} - \mu$  وأخذ التوقع نجد

$$E[(z_t - \mu)(z_{t-k} - \mu)] = E[(z_{t-k} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-k} - \mu)a_{t-1}], \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

او

$$\gamma_k = E[(z_{t-k} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-k} - \mu)a_{t-1}], \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

وبحلها تكراريا

$$k = 0: \quad \gamma_0 = E[(z_t - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_t - \mu)a_{t-1}]$$

نوجد كل من  $E[(z_t - \mu)a_t]$  و  $E[(z_t - \mu)a_{t-1}]$  كالآتي:

$$E[(z_t - \mu)a_t] = E(a_t a_t) - \theta_1 E(a_{t-1} a_t) = \sigma^2$$

$$E[(z_t - \mu)a_{t-1}] = E(a_t a_{t-1}) - \theta_1 E(a_{t-1} a_{t-1}) = -\theta_1 \sigma^2$$

$$\therefore \gamma_0 = \sigma^2 - \theta_1 (-\theta_1 \sigma^2) = \sigma^2 (1 + \theta_1^2)$$

$$k = 1: \quad \gamma_1 = E[(z_{t-1} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-1} - \mu)a_{t-1}]$$

$$\therefore \gamma_1 = -\theta_1 \sigma^2 \Rightarrow \rho_1 = \frac{\gamma_1}{\gamma_0} = \frac{-\theta_1}{1 + \theta_1^2}$$

وذلك باستخدام القاعدة 1

$$k = 2: \quad \gamma_2 = E[(z_{t-2} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-2} - \mu)a_{t-1}]$$

$$\therefore \gamma_2 = 0 \Rightarrow \rho_2 = 0$$

أيضا من قاعدة 1 وبشكل عام فإن

$$k \geq 2: \quad \gamma_k = 0 \Rightarrow \rho_k = 0$$

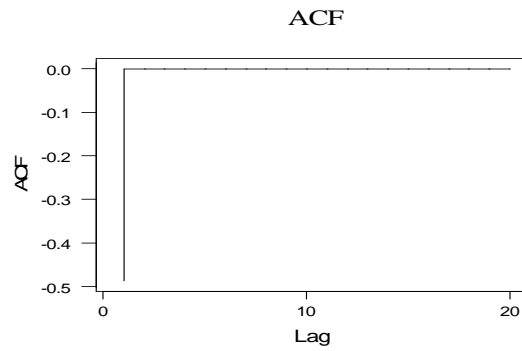
وهكذا فإن دالة الترابط الذاتي لنموذج المتوسط المتحرك من الدرجة الأولى  $MA(1)$  هي علي

الشكل:

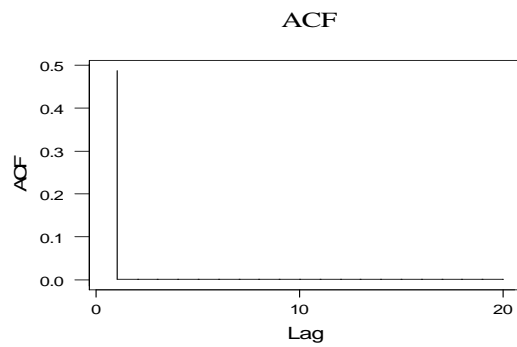
$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k=0 \\ \frac{-\theta_1}{1+\theta_1^2}, & k=1 \\ 0 & k \geq 2 \end{cases}$$

ولها الشكل التالي:

-1 عندما  $\theta_1 = 0.8$



-2 عندما  $\theta_1 = -0.8$



الآن نشق دالة الترابط الجزئي لنموذج المتوسط المتحرك من الدرجة الأولى  $MA(1)$

$$\phi_{00} = 1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{11} = \rho_1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 0 \end{vmatrix}}{1 - \rho_1^2} = \frac{-\rho_1^2}{1 - \rho_1^2} = \frac{-\theta_1^2}{1 + \theta_1^2 + \theta_1^4} = \frac{-\theta_1^2(1 - \theta_1^2)}{1 - \theta_1^6}$$

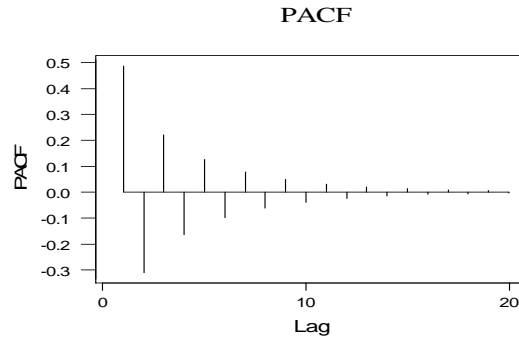
$$\phi_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & 0 \\ 0 & \rho_1 & 0 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & 0 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ 0 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_1^3}{1 - 2\rho_1^2} = \frac{-\theta_1^3(1 - \theta_1^2)}{1 - \theta_1^8}$$

وبشكل عام

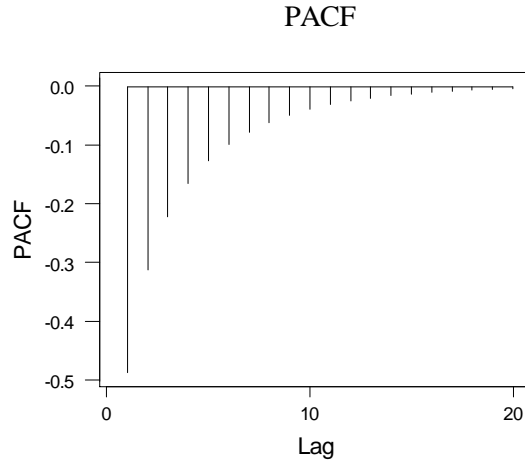
$$\phi_{kk} = \frac{-\theta_1^k(1 - \theta_1^2)}{1 - \theta_1^{2(k+1)}}, \quad k > 0$$

ولها الشكل التالي:

-1 عندما  $\theta_1 = -0.8$



-2 عندما  $\theta_1 = 0.8$



**خامسا: نموذج المتوسط المتحرك من الدرجة الثانية  $\text{ARMA}(0,2) = \text{MA}(2)$**

وتكتب علي الشكل:

$$\phi_0(B)z_t = \delta + \theta_2(B)a_t$$

$$z_t = \delta + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)a_t$$

$$z_t = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

الآن نوجد المتوسط ودالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي:

$$E(z_t) = E(\delta + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}) = \delta$$

$$\therefore \mu = \delta$$

ونكتب النموذج

$$z_t - \mu = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}$$

بضرب هذه المعادلة في  $z_{t-k} - \mu$  وأخذ التوقع نجد

$$E[(z_t - \mu)(z_{t-k} - \mu)] = E[(z_{t-k} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-k} - \mu)a_{t-1}] - \theta_2 E[(z_{t-k} - \mu)a_{t-2}], \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

او



$$\gamma_k = E[(z_{t-k} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-k} - \mu)a_{t-1}] - \theta_2 E[(z_{t-k} - \mu)a_{t-2}], \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

وبحلها تكراريا نجد

$$\gamma_0 = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2)\sigma^2$$

$$\gamma_1 = (-\theta_1 + \theta_1\theta_2)\sigma^2$$

$$\gamma_2 = -\theta_2\sigma^2$$

$$\gamma_k = 0, \quad k > 2$$

وبالقسمة علي  $\gamma_0$  نجد

$$\rho_1 = \frac{-\theta_1 + \theta_1\theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2}$$

$$\rho_2 = \frac{-\theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2}$$

$$\rho_k = 0, \quad k > 2$$

وتكتب علي شكل دالة

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ \frac{-\theta_1 + \theta_1\theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2}, & k = 1 \\ \frac{-\theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2}, & k = 2 \\ 0, & k > 2 \end{cases}$$

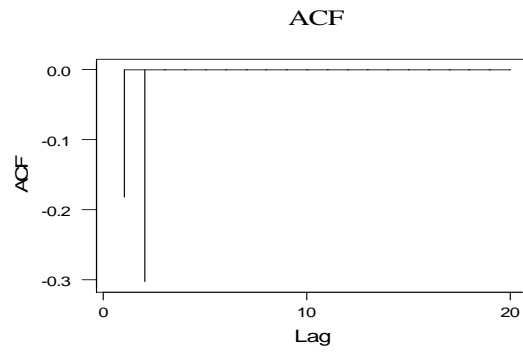
الأشكال التالية هي لدوال الترابط الذاتي لعملية  $MA(2)$

7- الشكل (7)  $\theta_1 = 0.4, \theta_2 = 0.4$

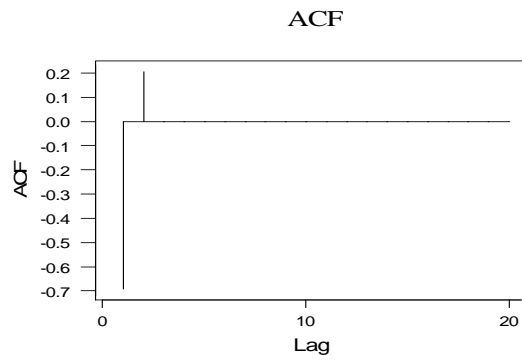
8- الشكل (8)  $\theta_1 = 1.5, \theta_2 = -0.8$

9- الشكل (9)  $\theta_1 = 0.5, \theta_2 = -0.6$

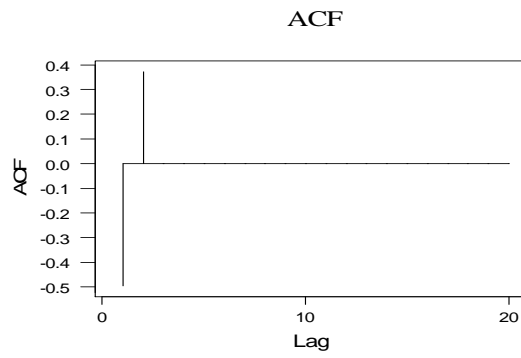
شکل (7)



شکل (8)



شکل (9)



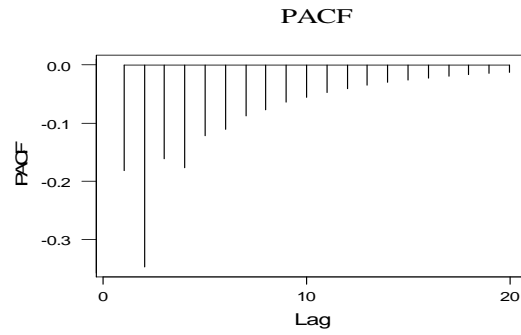
من الصعب جدا إيجاد شكل مغلق لدالة الترابط الذاتي الجزئي لنموذج المتوسط المتحرك من الدرجة الثانية  $MA(2)$  ولهذا سوف نستخدم تعريف 11 ب لحسابها ورسمها تكراريا لقيم المعالم التالية:

-10 الشكل (10)  $\theta_1 = 0.4, \theta_2 = 0.4$

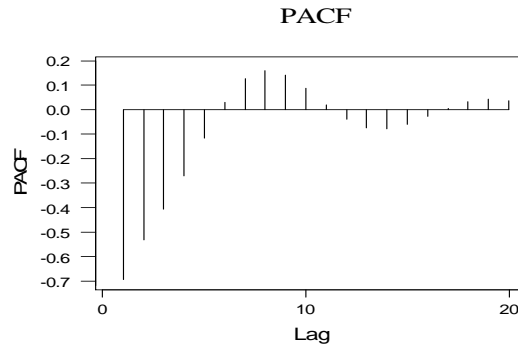
-11 الشكل (11)  $\theta_1 = 1.5, \theta_2 = -0.8$

-12 الشكل (12)  $\theta_1 = 0.5, \theta_2 = -0.6$

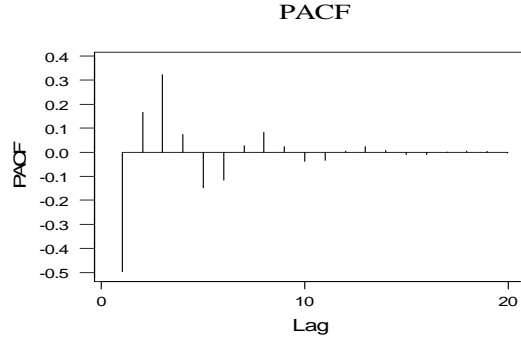
شكل (10)



شكل (11)



شكل (12)



**سادسا: نموذج المتوسط المتحرك-الإنحدار الذاتي من الدرجة (1,1) ARMA(1,1):**

ويكتب على الشكل:

$$\phi_1(B)z_t = \delta + \theta_1(B)a_t$$

$$(1 - \phi_1 B)z_t = \delta + (1 - \theta_1 B)a_t$$

$$z_t - \phi_1 z_{t-1} = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

$$z_t = \delta + \phi_1 z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1}, a_t \sim WN(0, \sigma^2), \phi_1 \neq \theta_1$$

شرط الإستقرار  $|\phi_1| < 1$  وشرط الإنقلاب  $|\theta_1| < 1$  وهناك شرط آخر يسمى شرط الإمتساخ Degeneracy Condition وهو  $\phi_1 \neq \theta_1$  وهذا الشرط يضمن عدم إمتساخ النموذج إلى نموذج أقل درجة ففي حالة كون  $\phi_1 = \theta_1$  فمن العلاقة  $(1 - \phi_1 B)z_t = \delta + (1 - \theta_1 B)a_t$  وبالقسمة على

$$(1 - \phi_1 B) \text{ نجد أن النموذج يصبح } z_t = \delta' + a_t \text{ حيث } \delta' = \frac{\delta}{1 - \phi_1} \text{ وهو } ARMA(0,0)$$

نوجد المتوسط كالتالي:

$$(1 - \phi_1 B)z_t = \delta + (1 - \theta_1 B)a_t$$

$$z_t = \frac{\delta}{1 - \phi_1} + \frac{(1 - \theta_1 B)}{(1 - \phi_1 B)} a_t$$

$$E(z_t) = \frac{\delta}{1 - \phi_1} + \frac{(1 - \theta_1 B)}{(1 - \phi_1 B)} E(a_t)$$

وذلك لأن  $|\phi_1| < 1$  وهكذا

$$E(z_t) = \frac{\delta}{1 - \phi_1}$$

أي  $E(z_t) = \mu = \frac{\delta}{1-\phi_1}$  أو  $\delta = \mu(1-\phi_1)$  وبالتعويض عن  $\delta$  نجد

$$z_t = \mu(1-\phi_1) + \phi_1 z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

$$(z_t - \mu) - \phi_1 (z_{t-1} - \mu) = a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

وبضرب طرفي المعادلة بالحد  $(z_{t-k} - \mu)$ ,  $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$  وأخذ التوقع للطرفين نجد

$$E[(z_{t-k} - \mu)(z_t - \mu)] - \phi_1 E[(z_{t-k} - \mu)(z_{t-1} - \mu)] = E[(z_{t-k} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-k} - \mu)a_{t-1}],$$

$$k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

ومنها

$$\gamma_k - \phi_1 \gamma_{k-1} = E[(z_{t-k} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-k} - \mu)a_{t-1}], k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

وبحلها تكرارياً نجد

$$k = 0 \quad \gamma_0 - \phi_1 \gamma_1 = E[(z_t - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_t - \mu)a_{t-1}]$$

نوجد الآن كل من  $E[(z_t - \mu)a_t]$  و  $E[(z_t - \mu)a_{t-1}]$  بضرب العلاقة

$$(z_t - \mu) - \phi_1 (z_{t-1} - \mu) = a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

في كل من  $a_t$  و  $a_{t-1}$  وأخذ التوقع

$$E[(z_t - \mu)a_t] - \phi_1 E[(z_{t-1} - \mu)a_t] = E[a_t a_t] - \theta_1 E[a_{t-1} a_t]$$

ومن القاعدة 1 نجد

$$E[(z_t - \mu)a_t] - \phi_1 (0) = \sigma^2 - \theta_1 (0)$$

$$E[(z_t - \mu)a_t] = \sigma^2$$

و

$$E[(z_t - \mu)a_{t-1}] - \phi_1 E[(z_{t-1} - \mu)a_{t-1}] = E[a_t a_{t-1}] - \theta_1 E[a_{t-1} a_{t-1}]$$

$$E[(z_t - \mu)a_{t-1}] - \phi_1 \sigma^2 = 0 - \theta_1 \sigma^2$$

$$\therefore E[(z_t - \mu)a_{t-1}] = \sigma^2 (\phi_1 - \theta_1)$$

وبالتعويض في الصيغة السابقة نجد

$$k = 0 \quad \gamma_0 - \phi_1 \gamma_1 = \sigma^2 - \theta_1 \sigma^2 (\phi_1 - \theta_1)$$

$$\therefore \gamma_0 - \phi_1 \gamma_1 = \sigma^2 [1 - \theta_1 (\phi_1 - \theta_1)]$$

و

$$k=1 \quad \gamma_1 - \phi_1 \gamma_0 = E[(z_{t-1} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-1} - \mu)a_{t-1}]$$

$$\therefore \gamma_1 - \phi_1 \gamma_0 = -\theta_1 \sigma^2$$

و

$$k=2 \quad \gamma_2 - \phi_1 \gamma_1 = E[(z_{t-2} - \mu)a_t] - \theta_1 E[(z_{t-2} - \mu)a_{t-1}] = 0$$

$$\therefore k \geq 2 \quad \gamma_k - \phi_1 \gamma_{k-1} = 0$$

ومن المعادلات

$$\gamma_0 - \phi_1 \gamma_1 = \sigma^2 [1 - \theta_1 (\phi_1 - \theta_1)]$$

و

$$\gamma_1 - \phi_1 \gamma_0 = -\theta_1 \sigma^2$$

نجد

$$\gamma_0 = \frac{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1 \theta_1}{1 - \phi_1^2} \sigma^2$$

$$\gamma_1 = \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 - \phi_1^2} \sigma^2$$

ومن العلاقتين السابقتين نجد

$$\rho_1 = \frac{\gamma_1}{\gamma_0} = \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1 \theta_1}$$

ومن العلاقة

$$\gamma_k - \phi_1 \gamma_{k-1} = 0, \quad k \geq 2$$

وبالقسمة على  $\gamma_0$  نجد

$$\rho_k - \phi_1 \rho_{k-1} = 0, \quad k \geq 2$$

ويمكن حل هذه المعادلة تكراريا لجميع قيم  $k \geq 2$  بإستخدام القيم الأولية  $\rho_0 = 1$  و

$$\rho_1 = \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1 \theta_1} \text{ فمثلا}$$

$$\rho_2 = \phi_1 \rho_1$$

$$\rho_2 = \phi_1 \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1 \theta_1}$$

$$\rho_3 = \phi_1 \rho_2$$

$$\rho_3 = \phi_1^2 \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1 \theta_1}$$

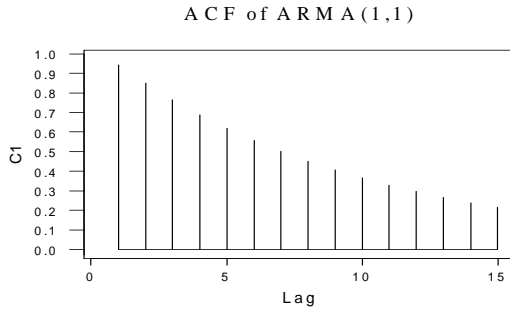
وهكذا.

نكتب دالة الترابط الذاتي لنموذج  $ARMA(1,1)$  على الشكل

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1 \theta_1}, & k = 1 \\ \phi_1 \rho_{k-1} & k \geq 2 \end{cases}$$

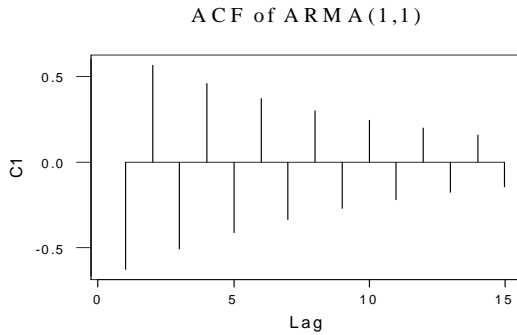
شكل 13 يعطي دالة الترابط الذاتي لقيم  $\phi_1 = 0.9, \theta_1 = -0.5$

شكل(13)



شكل 14 يعطي دالة الترابط الذاتي لقيم  $\phi_1 = -0.9, \theta_1 = -0.5$

شكل(14)



نلاحظ ان دالة الترابط الذاتي لنموذج  $ARMA(1,1)$  تتخامد اسيا في إتجاه واحد أو متردد بين القيم الموجبة والسالبة وهي في هذا تشبه تماما دالة الترابط الذاتي لنموذج  $AR(1)$  ماعدى ان

$$(\rho_k = \phi_1^{k-1} \rho_1, k \geq 2 \text{ برهن أن } \rho_k = \phi_1^{k-1} \rho_1, k \geq 2)$$

دالة الترابط الذاتي الجزئي  $\phi_{kk}$  تحسب من تعريف 11 أو 11ب كالتالي:

من تعريف 11ب نوجد  $\phi_{kk}$  تكراريا

$$\phi_{00} = 1, \text{ by definition}$$

$$\phi_{11} = \rho_1 = \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1 \theta_1}$$

$$\phi_{22} = \frac{\rho_2 - \phi_{11} \rho_1}{1 - \phi_{11} \rho_1}$$

$$\phi_{33} = \frac{\rho_3 - \phi_{21} \rho_2 - \phi_{22} \rho_1}{1 - \phi_{21} \rho_1 - \phi_{22} \rho_2}, \quad \phi_{21} = \phi_{11} - \phi_{22} \phi_{11}$$

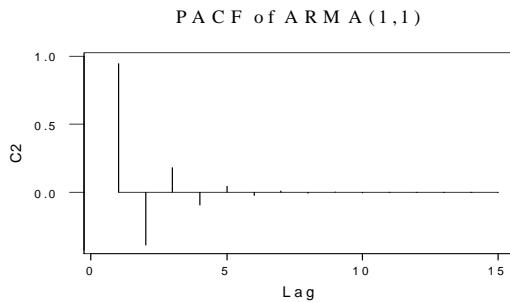
وهكذا تحسب بقية القيم تكراريا.

فمثلا للقيم  $\phi_1 = 0.9, \theta_1 = -0.5$  نجد

$$\begin{aligned} \phi_{11} &= 0.944186 & \phi_{22} &= -0.384471 & \phi_{33} &= 0.183710 \\ \phi_{44} &= -0.908462 & \phi_{55} &= 0.452979 & \phi_{66} &= -0.226337 \\ \phi_{77} &= 0.113154 & \phi_{88} &= -0.565702 & \phi_{99} &= 0.282834 \end{aligned}$$

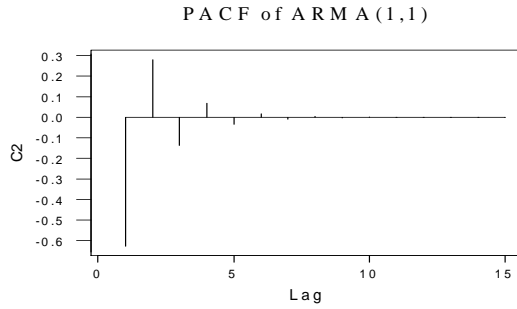
ونرسم هذه القيم في شكل 15

شكل 15



شكل 16 يبين دالة الترابط الذاتي الجزئي لقيم  $\phi_1 = -0.9, \theta_1 = -0.5$





نلاحظ ان دالة الترابط الذاتي الجزئي لنموذج  $ARMA(1,1)$  تتخامد اسيا في إتجاه واحد أو متردد بين القيم الموجبة والسالبة وهي في هذا تشبه تماما دالة الترابط الذاتي الجزئي لنموذج  $MA(1)$  ماعدى ان التخامد يبدأ بعد القيمة الأولية  $\phi_{11} = \rho_1$ .

### ملخص خواص نماذج $ARMA(p,q)$ :

#### أولاً: نموذج $AR(p)$

ويتميز بالتالي:

1- دالة ترابط ذاتي تمتد لانهايا وتتكون من خليط من التخامدات الاسية والتخامدات الجيبية.

2- دالة ترابط ذاتي جزئي تتكون من أصفار لقيم التخلفات  $k > p$  أي

$$\phi_{11} = \phi_{22} = \phi_{33} = \dots = \phi_{pp} \neq 0$$

$$\phi_{p+1,p+1} = \phi_{p+2,p+2} = \dots = 0$$

ويسمى هذا قطعاً في دالة الترابط الذاتي الجزئي بعد التخلف  $k > p$ .

#### ثانياً: نموذج $MA(q)$

ويتميز بالتالي:

1- دالة ترابط ذاتي تتكون من أصفار لقيم التخلفات  $k > q$  أي

$$\rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \dots = \rho_q \neq 0$$

$$\rho_{q+1,q+1} = \rho_{q+2,q+2} = \dots = 0$$

ويسمى هذا قطعاً في دالة الترابط الذاتي بعد التخلف  $k > q$ .

2- دالة ترابط ذاتي جزئي تمتد لانهايا وتتكون من خليط من التخمادات الالسية والتخمادات الجيبية.

لاحظ الإزدواجية Duality بين نموذجي AR و MA.

### ثالثا: النموذج المختلط ARMA(p,q):

ويتميز بالتالي:

دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي للنموذج المختلط تمتد لانهايا وتتكون من خليط من التخمادات الالسية والتخمادات الجيبية التي تنتهي إلى الصفر كلما زاد التخلف  $k$ . عندما تكون  $k > q - p$  فإن دالة الترابط الذاتي تتحدد من جزء الإنحدار الذاتي للنموذج و عندما تكون  $k > p - q$  فإن دالة الترابط الذاتي الجزئي تتحدد من جزء المتوسط المتحرك للنموذج.

## الفصل الثالث

### نماذج المتسلسلات الزمنية غير المستقرة Nonstationar Time Series Models:

#### أولاً: عدم الإستقرار في المتوسط:

من تعريف 6 لإستقرار متسلسلة زمنية نرى ان الشرط الأول للإستقرار  $E(z_t) = \mu = \text{constant} \forall t$  يتطلب أن يكون متوسط المتسلسلة ثابت على طول الزمن، فمثلاً لنموذج الإنجراف الخطي

$$z_t = b_0 + b_1 t + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2), b_0, b_1 \in (-\infty, \infty)$$

نجد ان المتوسط هو

$$E(z)_t = b_0 + b_1 t$$

وهو غير ثابت بالنسبة للزمن، اي ان شرط الإستقرار الأول غير متحقق في هذه الحالة.

لنحاول التحويل  $\nabla z_t$  وذلك بتطبيق عامل التفريق على النموذج نجد

$$\begin{aligned} w_t = \nabla z_t = z_t - z_{t-1} &= b_0 + b_1 t + a_t - b_0 - b_1(t-1) - a_{t-1} \\ &= b_1 + a_t - a_{t-1} = b_1 + c_t \end{aligned}$$

$$\therefore w_t = b_1 + c_t, c_t \sim WN(0, \nu^2)$$

(تمرين: أوجد العلاقة بين  $\nu^2$  و  $\sigma^2$ )

الآن نجد متوسط المتسلسلة الجديدة  $w_t$

$$E(w_t) = b_1 = \text{constant} \forall t$$

أي ان تطبيق التحويل  $\nabla = (1-B)$  على المتسلسلة غير المستقرة (أي أخذ التفريق الأول للمتسلسلة) حولها إلى متسلسلة مستقرة. كمثال آخر نموذج الإنجراف التربيعي

$$z_t = b_0 + b_1 t + b_2 t^2 + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2), b_0, b_1, b_2 \in (-\infty, \infty)$$

بإيجاد المتوسط

$$E(z_t) = b_0 + b_1 t + b_2 t^2$$

وهو يعتمد على الزمن، أي ان النموذج غير مستقر. بأخذ التحويل  $\nabla^2 z_t$  (أخذ التفريق الثاني) نجد

$$\begin{aligned}
\nabla^2 z_t &= \nabla^2 (b_0 + b_1 t + b_2 t^2 + a_t) \\
(1 - 2B + B^2) z_t &= (1 - 2B + B^2) (b_0 + b_1 t + b_2 t^2 + a_t) \\
w_t &= \{b_0 - 2b_0 + b_0\} + \{b_1 t - 2b_1(t-1) + b_1(t-2)\} + \\
&\quad \{b_2 t^2 - 2b_2(t-1)^2 + b_2(t-2)^2\} + \\
&\quad \{a_t - 2a_{t-1} + a_{t-2}\} \\
&= 2b_2 + \{a_t - 2a_{t-1} + a_{t-2}\} \\
&= b' + h_t, \quad h_t \sim WN(0, \tau^2)
\end{aligned}$$

وهكذا

$$w_t = \nabla^2 z_t = b' + h_t, \quad h_t \sim WN(0, \tau^2)$$

$$E(w_t) = b' = \text{constant} \quad \forall t$$

أي ان تطبيق التحويل  $\nabla^2$  (أي اخذ التفريق الثاني) على المتسلسلة غير المستقرة حولها الى مستقرة.

(تمرين: أوجد العلاقة بين  $\sigma^2$  و  $\tau^2$ .)

بشكل عام إذا كان النموذج غير المستقر على الشكل

$$z_t = b_0 + b_1 t + \dots + b_d t^d + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad b_0, b_1, \dots, b_d \in (-\infty, \infty)$$

فإن التحويل  $\nabla^d z_t$  يحوله إلى نموذج مستقر، أي ان  $w_t = \nabla^d z_t$  هو نموذج مستقر.

### تعريف 16:

للمتسلسلة غير المستقرة في المتوسط

$$z_t = b_0 + b_1 t + \dots + b_d t^d + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad b_0, b_1, \dots, b_d \in (-\infty, \infty)$$

التحويل  $\nabla^d z_t$  وهو التفريق للدرجة  $d$  للمتسلسلة يحولها إلى متسلسلة مستقرة.

### ثانياً: عدم الاستقرار في التباين:

من تعريف 6 لإستقرار متسلسلة زمنية، الشرط الثاني

$$V(z_t) = \gamma_0 = \text{constant} \quad \forall t$$

يتطلب أن يكون التباين ثابت لجميع قيم  $t$ .

فمثلا لنموذج المشي العشوائي

$$z_t = z_{t-1} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

نجد من التعويض المتكرر

$$z_t = a_1 + a_2 + \dots + a_t$$

وبإخذ التوقع والتباين

$$E(z_t) = 0 = \text{constant} \quad \forall t$$

$$V(z_t) = t\sigma^2$$

ونلاحظ أن التباين يعتمد على الزمن  $t$ .

بأخذ التفريق الأول

$$w_t = \nabla z_t = z_t - z_{t-1} = a_t$$

وبإخذ التوقع والتباين

$$E(w_t) = 0 = \text{constant} \quad \forall t$$

$$V(w_t) = \sigma^2 = \text{constant} \quad \forall t$$

إذاً التفريق الأول حول المتسلسلة غير المستقرة في التباين إلى متسلسلة مستقرة.

بشكل عام لو كان التباين دالة لمستوى (متوسط) متغير على الشكل

$$V(z_t) = cf(\mu_t)$$

حيث  $c > 0$  ثابت و  $f(\cdot)$  دالة معروفة تعطى قيمة غير سالبة و  $\mu_t$  مستوى أو متوسط يتغير

مع الزمن و بالتالي فإن التباين يعتمد على الزمن وهنا نحاول إيجاد تحويل  $T(z_t)$  أي إيجاد دالة

$T(\cdot)$  لإستقرار التباين.

التحويل

$$y_t = T(z_t) = \frac{z_t^\lambda - 1}{\lambda}$$

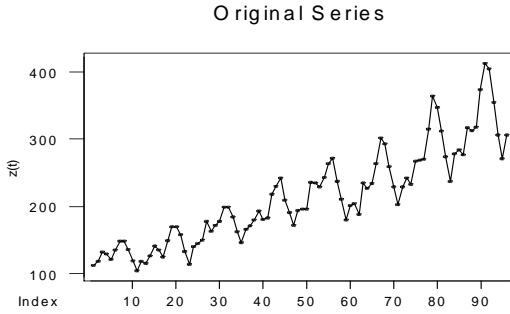
يعطي متسلسلة مستقرة في التباين حيث  $\lambda \in (-\infty, \infty)$  هو معلم التحويل. الجدول التالي يعطي

القيم الأكثر إستخداما للمعلم  $\lambda$  مع التحويلات المقابلة لها:

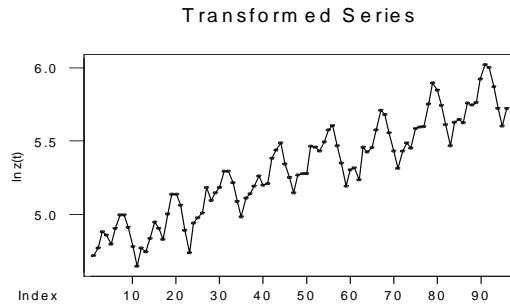
$\lambda$	-0.1	-0.5	0.0	0.5	1.0
$y_t$	$\frac{1}{z_t}$	$\frac{1}{\sqrt{z_t}}$	$\ln z_t$	$\sqrt{z_t}$	$z_t$

**مثال:**

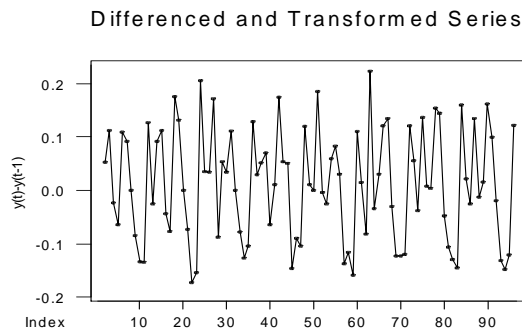
الشكل (أ) لمتسلسلة غير مستقرة في المتوسط والتباين  $z_t$



الشكل (ب) المتسلسلة بعد تثبيت التباين بإجراء التحويل  $y_t = \ln z_t$



الشكل (ج) المتسلسلة المحولة بعد إجراء التفريق الأول  $\nabla y_t = y_t - y_{t-1}$



لاحظ كيف أصبحت المتسلسلة مستقرة في كل من المتوسط والتباين.

## نماذج الإنحدار الذاتي-التكاملي-المتوسط المتحرك من الدرجة (p,d,q) Autoregressive-

### Integrated-Moving Average Models ARIMA(p,d,q)

يمكن نمذجة المتسلسلة المستقرة  $w_t = \nabla^d z_t$  على شكل نموذج أنحدار ذاتي-متوسط متحرك من

الدرجة  $(p, q)$  كالتالي:

$$\phi_p(B)w_t = \phi_p(B)\nabla^d z_t = \delta + \theta_q(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

أو

$$\phi_p(B)(1-B)^d z_t = \delta + \theta_q(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

وهذا النموذج يسمى نموذج الإنحدار الذاتي-التكاملي-المتوسط المتحرك من الدرجة  $(p, d, q)$

حيث  $\delta \in (-\infty, \infty)$  معلم الإنجراف.

أمثلة على نماذج الإنحدار الذاتي-التكاملي-المتوسط المتحرك من الدرجة  $(p, d, q)$ :

**أولاً: نموذج الإنحدار الذاتي-التكاملي من الدرجة (1,1) أو  $ARIMA(1,1,0) = ARI(1,1)$**

ويكتب على الشكل

$$\phi_1(B)(1-B)z_t = \delta + \theta_0(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B)z_t = \delta + a_t$$

$$\{1 - (\phi_1 + 1)B + \phi_1 B^2\}z_t = \delta + a_t$$

أي

$$z_t = \delta + (\phi_1 + 1)z_{t-1} - \phi_1 z_{t-2} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad |\phi_1| < 1$$

**ثانياً: نموذج التكاملي-المتوسط المتحرك من الدرجة (1,1)**

**أو  $ARIMA(0,1,1) = IMA(1,1)$**

ويكتب على الشكل

$$\phi_0(B)(1-B)z_t = \delta + \theta_1(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(1-B)z_t = \delta + (1 - \theta_1 B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad |\theta_1| < 1$$

$$z_t - z_{t-1} = \delta + a_t - \theta_1 a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad |\theta_1| < 1$$

أي

$$z_t = \delta + z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad |\theta_1| < 1$$

**ثالثاً: نموذج المشى العشوائى بإنجراف أو Random Walk with Trend Model**

**: ARIMA(0,1,0)**

ويكتب على الشكل

$$\phi_0(B)(1-B)z_t = \delta + \theta_0(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(1-B)z_t = \delta + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

أي

$$z_t = \delta + z_{t-1} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

**دالة الأوزان  $\psi(B)$  وتمثيل نماذج  $ARMA(p,q)$**

سبق أن كتبنا نماذج  $ARMA(p,q)$  على الشكل

$$\phi_p(B)z_t = \delta + \theta_q(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

أو بشكل الإنحراف عن المتوسط

$$\phi_p(B)(z_t - \mu) = \theta_q(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

في كلتا الحالتين بالقسمة على عامل الإنحدار الذاتي  $\phi_p(B)$  نجد

$$z_t = \frac{\delta}{\phi_p(1)} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)}a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$z_t - \mu = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)}a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

لاحظ ان للنماذج المستقرة النسبة  $\frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)}$  تشكل مسلسلة متقاربة وذلك لأن جذور  $\phi_p(B) = 0$

تقع خارج دائرة الوحدة ايضاً  $\mu = \frac{\delta}{\phi_p(1)}$  ولهذا سوف نكتفي بشكل الإنحراف عن المتوسط في

مناقشتنا التالية

$$z_t - \mu = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)}a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

المسلسلة المتقاربة



$$\psi(B) = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)}$$

والتي تكتب على الشكل

$$\psi(B) = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} = \psi_0 B^0 + \psi_1 B^1 + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots, \quad \psi_0 = 1$$

تسمى دالة الأوزان.

**تعريف 17:**

دالة الأوزان لنموذج  $ARMA(p, q)$  المستقر تعطى بالعلاقة

$$\psi(B) = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} = \psi_0 B^0 + \psi_1 B^1 + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots, \quad \psi_0 = 1$$

$$\psi(B) = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j B^j, \quad \psi_0 = 1$$

حيث الأوزان هي  $\psi_0 = 1, \psi_1, \psi_2, \psi_3, \dots$

**ملاحظة:** النموذج الذي على الشكل  $z_t - \mu = \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$  يسمى تمثيل

المتوسط المتحرك اللانهائي لنماذج  $ARMA(p, q)$ .

**أمثلة لدالة الأوزان لبعض النماذج:**

**دالة الأوزان لنموذج AR(1):**

نموذج AR(1) يكتب على الشكل

$$\phi_1(B)(z_t - \mu) = \theta_0(B) a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(1 - \phi_1 B)(z_t - \mu) = a_t$$

$$z_t - \mu = \frac{1}{(1 - \phi_1 B)} a_t$$

$$z_t - \mu = \psi(B) a_t$$

حيث

$$\psi(B) = \frac{1}{(1 - \phi_1 B)}$$

سوف نوجد الأوزان  $\psi_1, \psi_2, \psi_3, \dots$  بالطريقة التالية

$$\psi(B) = \frac{1}{(1 - \phi_1 B)}$$

$$\psi(B)(1 - \phi_1 B) \equiv 1$$

$$(1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots)(1 - \phi_1 B) \equiv 1$$

لاحظ أن العلاقة الأخيرة هي علاقة تكافؤ أي ان معاملات  $B^j$  على طرفي العلاقة متساوية. وبمساواة معاملات  $B^j$  على طرفي العلاقة نجد

$$(1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots)(1 - \phi_1 B) \equiv 1, \quad |\phi_1| < 1$$

$$B^0 : (1)(1) \equiv 1$$

$$B^1 : \psi_1 - \phi_1 \equiv 0 \Rightarrow \psi_1 = \phi_1$$

$$B^2 : \psi_2 - \psi_1 \phi_1 \equiv 0 \Rightarrow \psi_2 = \psi_1 \phi_1 = \phi_1^2$$

$$B^3 : \psi_3 - \psi_2 \phi_1 \equiv 0 \Rightarrow \psi_3 = \psi_2 \phi_1 = \phi_1^3$$

⋮

$$B^j : \psi_j - \psi_{j-1} \phi_1 \equiv 0 \Rightarrow \psi_j = \psi_{j-1} \phi_1 = \phi_1^j$$

أي ان الأوزان لنموذج AR(1) هي

$$\psi_j = \phi_1^j, \quad |\phi_1| < 1$$

### دالة الأوزان لنموذج MA(1) :

نموذج MA(1) يكتب على الشكل

$$\phi_0(B)(z_t - \mu) = \theta_1(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(z_t - \mu) = (1 - \theta_1 B)a_t$$

$$z_t - \mu = \psi(B)a_t$$

حيث

$$\psi(B) = (1 - \theta_1 B)$$

بمساواة معاملات  $B^j$  على طرفي العلاقة نجد

$$\psi_1 = -\theta_1, \quad \psi_2 = \psi_3 = \dots = 0$$

أي

$$\psi_j = \begin{cases} 1, & j=0 \\ -\theta_1, & j=1 \\ 0, & j \geq 2 \end{cases}$$

## دالة الأوزان لنموذج AR(2) :

نموذج AR(2) يكتب على الشكل

$$\phi_2(B)(z_t - \mu) = \theta_0(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(z_t - \mu) = a_t$$

$$z_t - \mu = \frac{1}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)} a_t$$

$$z_t - \mu = \psi(B)a_t$$

حيث

$$\psi(B) = \frac{1}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)}$$

و نوجد الأوزان  $\psi_1, \psi_2, \psi_3, \dots$  بالطريقة السابقة

$$\psi(B)(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) \equiv 1$$

$$(1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots)(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) \equiv 1$$

$$B^1: \psi_1 - \phi_1 = 0 \Rightarrow \psi_1 = \phi_1$$

$$B^2: \psi_2 - \phi_1 \psi_1 - \phi_2 = 0 \Rightarrow \psi_2 = \phi_1 \psi_1 + \phi_2 = \phi_1^2 + \phi_2$$

$$B^3: \psi_3 - \phi_1 \psi_2 - \phi_2 \psi_1 = 0 \Rightarrow \psi_3 = \phi_1 \psi_2 + \phi_2 \psi_1$$

⋮

$$B^j: \psi_j - \phi_1 \psi_{j-1} - \phi_2 \psi_{j-2} = 0 \Rightarrow \psi_j = \phi_1 \psi_{j-1} + \phi_2 \psi_{j-2}$$

أي ان الأوزان لنموذج AR(2) هي

$$\psi_j = \begin{cases} 1, & j = 0 \\ \phi_1, & j = 1 \\ \phi_1^2 + \phi_2, & j = 2 \\ \phi_1 \psi_{j-1} + \phi_2 \psi_{j-2}, & j \geq 3 \end{cases}$$

## دالة الأوزان لنموذج MA(2) :

نموذج MA(2) يكتب على الشكل

$$\phi_0(B)(z_t - \mu) = \theta_2(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(z_t - \mu) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)a_t$$

$$z_t - \mu = \psi(B)a_t$$

حيث

$$\psi(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)$$

بمساواة معاملات  $B^j$  على طرفي العلاقة نجد

$$\psi_1 = -\theta_1, \quad \psi_2 = -\theta_2, \quad \psi_3 = \psi_4 = \psi_5 \dots = 0$$

أي

$$\psi_j = \begin{cases} 1, & j = 0 \\ -\theta_1, & j = 1 \\ -\theta_2, & j = 2 \\ 0, & j \geq 2 \end{cases}$$

### دالة الأوزان لنموذج ARMA(1,1) :

نموذج ARMA(1,1) يكتب على الشكل

$$\phi_1(B)(z_t - \mu) = \theta_1(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(1 - \phi_1 B)(z_t - \mu) = (1 - \theta_1 B)a_t$$

$$z_t - \mu = \frac{(1 - \theta_1 B)}{(1 - \phi_1 B)} a_t$$

$$z_t - \mu = \psi(B)a_t$$

حيث

$$\psi(B) = \frac{(1 - \theta_1 B)}{(1 - \phi_1 B)}$$

و نوجد الأوزان  $\psi_1, \psi_2, \psi_3, \dots$  بالطريقة السابقة

$$\psi(B)(1 - \phi_1 B) \equiv (1 - \theta_1 B)$$

$$(1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots)(1 - \phi_1 B) \equiv (1 - \theta_1 B)$$

$$B^1 : \psi_1 - \phi_1 = -\theta_1 \Rightarrow \psi_1 = \phi_1 - \theta_1$$

$$B^2 : \psi_2 - \phi_1 \psi_1 = 0 \Rightarrow \psi_2 = \phi_1 \psi_1 = \phi_1 (\phi_1 - \theta_1)$$

$$B^3 : \psi_3 - \phi_1 \psi_2 = 0 \Rightarrow \psi_3 = \phi_1 \psi_2 = \phi_1^2 (\phi_1 - \theta_1)$$

⋮

$$B^j : \psi_j - \phi_1 \psi_{j-1} = 0 \Rightarrow \psi_j = \phi_1 \psi_{j-1} = \phi_1^{j-1} (\phi_1 - \theta_1)$$

أي ان الأوزان لنموذج ARMA(1,1) هي

$$\psi_j = \phi_1 \psi_{j-1} = \phi_1^{j-1} (\phi_1 - \theta_1), \quad j \geq 1, \quad |\phi_1| < 1, \quad \phi_1 \neq \theta_1$$

## دالة الأوزان لنموذج ARI(1) :

نموذج ARI(1) يكتب على الشكل

$$\phi_1(B)(1-B)(z_t - \mu) = a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$z_t - \mu = \frac{1}{(1 - \phi_1 B)(1 - B)} a_t$$

$$z_t - \mu = \psi(B) a_t$$

حيث

$$\psi(B) = \frac{1}{(1 - \phi_1 B)(1 - B)}$$

و نوجد الأوزان  $\psi_1, \psi_2, \psi_3, \dots$  بالطريقة السابقة

$$\psi(B)(1 - \phi_1 B)(1 - B) \equiv 1$$

$$(1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots)(1 - \phi_1 B)(1 - B) \equiv 1$$

$$(1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots)(1 - (\phi_1 + 1)B + \phi_1 B^2) \equiv 1$$

$$B^1: \psi_1 - (\phi_1 + 1) = 0 \Rightarrow \psi_1 = \phi_1 + 1$$

$$B^2: \psi_2 - (\phi_1 + 1)\psi_1 + \phi_1 = 0 \Rightarrow \psi_2 = (\phi_1 + 1)\psi_1 + \phi_1 = (\phi_1 + 1)^2 + \phi_1$$

$$B^3: \psi_3 - (\phi_1 + 1)\psi_2 + \phi_1\psi_1 = 0 \Rightarrow \psi_3 = (\phi_1 + 1)\psi_2 - \phi_1\psi_1$$

⋮

$$B^j: \psi_j - (\phi_1 + 1)\psi_{j-1} + \phi_1\psi_{j-2} = 0 \Rightarrow \psi_j = (\phi_1 + 1)\psi_{j-1} - \phi_1\psi_{j-2}$$

أي ان الأوزان لنموذج ARI(1) هي

$$\psi_j = \begin{cases} 1, & j = 0 \\ \phi_1 + 1, & j = 1 \\ (\phi_1 + 1)^2 + \phi_1, & j = 2 \\ (\phi_1 + 1)\psi_{j-1} - \phi_1\psi_{j-2}, & j \geq 3 \end{cases}$$

وأخيرا نوجد

## دالة الأوزان لنموذج المشى العشوائى Random Walk Model أو ARIMA(1,0,1)

ويكتب على الشكل

$$z_t = z_{t-1} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

أي

$$z_t - z_{t-1} = a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$(1-B)z_t = a_t$$

$$z_t = \frac{1}{(1-B)} a_t$$

حيث

$$\psi(B) = \frac{1}{(1-B)}$$

و نوجد الأوزان  $\psi_1, \psi_2, \psi_3, \dots$  بالطريقة السابقة

$$\psi(B)(1-B) \equiv 1$$

$$(1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \psi_3 B^3 + \dots)(1-B) \equiv 1$$

$$B^1: \psi_1 - 1 = 0 \Rightarrow \psi_1 = 1$$

$$B^2: \psi_2 - \psi_1 = 0 \Rightarrow \psi_2 = \psi_1 = 1$$

$$B^3: \psi_3 - \psi_2 = 0 \Rightarrow \psi_3 = \psi_2 = 1$$

⋮

$$B^j: \psi_j - \psi_{j-1} = 0 \Rightarrow \psi_j = \psi_{j-1} = 1$$

أي ان الأوزان لنموذج المشي العشوائي  $ARIMA(0,1,0)$  هي

$$\psi_j = 1, \quad j \geq 1$$

بعض خواص دالة الأوزان  $\psi(B)$ :

سبق أن كتبنا نموذج الإنحدار الذاتي-المتوسط المتحرك من الدرجة  $ARMA(p,q)$  على الشكل

$$z_t - \mu = \psi(B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

وبكتابة هذه العلاقة على الشكل

$$\begin{aligned} z_t - \mu &= a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \psi_3 a_{t-3} + \dots \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j}, \quad \psi_0 = 1 \end{aligned}$$

وإذا افترضنا ان الأوزان تتقارب اي  $\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2 < \infty$  فإنه يمكن إثبات النظرية التالية:

### نظرية 1:

لنموذج الإنحدار الذاتي-المتوسط المتحرك من الدرجة ARMA(p,q) المستقر والذي يكتب على الشكل

$$z_t - \mu = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad \psi_0 = 1, \quad \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2 < \infty$$

1- المتوسط هو

$$E(z_t) = \mu, \quad \forall t$$

2- دالة الترابط الذاتي تعطى بالعلاقة

$$\rho_k = \frac{\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \psi_{j+k}}{\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

مثال: لنموذج الإنحدار الذاتي من الدرجة AR(1) وجدنا سابقا دالة الأوزان

$$\psi_j = \phi_1^j, \quad |\phi_1| < 1$$

دالة الترابط الذاتي

$$\rho_k = \frac{\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \psi_{j+k}}{\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2} = \frac{\sum_{j=0}^{\infty} \phi_1^j \phi_1^{j+k}}{\sum_{j=0}^{\infty} \phi_1^{2j}} = \frac{\phi_1^k}{1 - \phi_1^2} = \phi_1^k, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

وهي نفس النتيجة السابقة

تمرين: باستخدام نظرية 2 (2) أوجد دوال الترابط الذاتي للنماذج التالية

AR(2), MA(1), MA(2), ARMA(1,1), ARMA(2,1), ARMA(1,2)

## الفصل الرابع

### التنبؤات ذات متوسط مربع الخطأ الأدنى لنماذج $ARMA(p,q)$

#### Minimum Mean Square Error Forecasts for $ARMA(p,q)$ Models

في الفقرة السابقة كتبنا نموذج الإنحدار الذاتي-المتوسط المتحرك من الدرجة  $ARMA(p,q)$  المستقر على الشكل

$$z_t - \mu = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad \psi_0 = 1, \quad \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2 < \infty$$

أو

$$\begin{aligned} z_t - \mu &= a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \psi_3 a_{t-3} + \dots \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j}, \quad \psi_0 = 1 \end{aligned}$$

**ملاحظة:** هذا ينطبق أيضا على نماذج  $ARIMA(p,d,q)$  بشكل عام.

لمتسلسلة زمنية مشاهدة  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  التنبؤات  $z_n(\ell), \ell \geq 1$  للقيم المستقبلية  $z_{n+\ell}, \ell \geq 1$  يمكن ان تكتب على الشكل

$$z_n(\ell) = \xi_0 a_n + \xi_1 a_{n-1} + \xi_2 a_{n-2} + \dots, \quad \ell \geq 1$$

القيم المستقبلية  $z_{n+\ell}, \ell \geq 1$  تكتب بدلالة النموذج كالتالي

$$z_{n+\ell} - \mu = a_{n+\ell} + \psi_1 a_{n+\ell-1} + \dots + \psi_{\ell-1} a_{n+1} + \psi_{\ell} a_n + \psi_{\ell+1} a_{n-1} + \dots, \quad \ell \geq 1$$

متوسط مربع الخطأ يعطى بالعلاقة (أنظر تعريف 5)

$$\begin{aligned} E[z_{n+\ell} - z_n(\ell)]^2 &= E[a_{n+\ell} + \psi_1 a_{n+\ell-1} + \dots + \psi_{\ell-1} a_{n+1} + (\psi_{\ell} - \xi_0) a_n + (\psi_{\ell+1} - \xi_1) a_{n-1} + \dots]^2 \\ &= (1 + \psi_1^2 + \dots + \psi_{\ell-1}^2) \sigma^2 + \sum_{j=0}^{\infty} (\psi_{\ell+j} - \xi_j)^2 \sigma^2 \end{aligned}$$

متوسط مربع الخطأ الأدنى ينتج من تصغير العلاقة السابقة بالنسبة للأوزان  $\xi_j$  لجميع قيم  $j$  وهذا يمكن إذا فقط إذا حققت الأوزان  $\xi_j$  العلاقة التالية

$$\xi_j = \psi_{\ell+j}, \quad j = 0, 1, 2, \dots, \ell \geq 1$$

وعليه فإن التنبؤات ذات متوسط مربع الخطأ الأدنى MMSE Forecasts تعطى بالعلاقة

$$z_n(\ell) = \psi_{\ell} a_n + \psi_{\ell+1} a_{n-1} + \psi_{\ell+2} a_{n-2} + \dots, \quad \ell \geq 1$$



## نظرية 2:

أخطاء التنبؤ تعطى بالعلاقة:

$$e_n(\ell) = z_{n+\ell} - z_n(\ell) = a_{n+\ell} + \psi_1 a_{n+\ell-1} + \psi_2 a_{n+\ell-2} + \dots + \psi_{\ell-1} a_{n+1}, \ell \geq 1$$

وتباين أخطاء التنبؤ تعطى بالعلاقة:

$$V[e_n(\ell)] = \sigma^2 (1 + \psi_1^2 + \psi_2^2 + \dots + \psi_{\ell-1}^2), \ell \geq 1$$

الصيغة  $z_n(\ell) = \psi_\ell a_n + \psi_{\ell+1} a_{n-1} + \psi_{\ell+2} a_{n-2} + \dots, \ell \geq 1$  غير عملية لإيجاد التنبؤات للقيم المستقبلية  $z_{n+\ell}, \ell \geq 1$  وذلك لأننا نحتاج إلى معرفة القيم  $\{a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_n\}$ .

## تعريف 18 :

مجموعة المعلومات  $I(\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\})$  تكافئ مجموعة المعلومات  $I(\{a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_n\})$  وذلك بالمعنى أن المجموعة  $\{a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_n\}$  تحتوى على نفس المعلومات عن المتسلسلة الزمنية  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$ .

ملاحظة: المتسلسلة الزمنية  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  يمكن مشاهدتها وقياسها ولكن المتسلسلة  $\{a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_n\}$  لا يمكن مشاهدتها أو قياسها.

## نظرية 3 :

المتنبئ ذا متوسط مربع الخطأ الأدنى MMSE Forecasts يعطى بالعلاقة

$$z_n(\ell) = E(z_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots), \ell \geq 1$$

أي هو التوقع الشرطي للقيمة المستقبلية  $z_{n+\ell}, \ell \geq 1$  معطى  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$ .

تستخدم نظرية 2 عمليا لإيجاد قيم التنبؤات بدلا من الصيغة

$$z_n(\ell) = \psi_\ell a_n + \psi_{\ell+1} a_{n-1} + \psi_{\ell+2} a_{n-2} + \dots, \ell \geq 1$$

وذلك تبعا للملاحظة السابقة.

قاعدة 2:

$$1 - E(a_{n+j} | z_n, z_{n-1}, \dots) = \begin{cases} a_{n+j}, & j \leq 0 \\ 0, & j > 0 \end{cases}$$

$$2 - E(z_{n+j} | z_n, z_{n-1}, \dots) = \begin{cases} z_{n+j}, & j \leq 0 \\ z_n(j), & j > 0 \end{cases}$$

نظرية 3 مع القاعدة 2 تعطي طريقة عملية وسهلة لإيجاد تنبؤات للقيم المستقبلية  $z_{n+l}$ ,  $l \geq 1$

تعريف 19:

الدالة  $z_n(\ell)$ ,  $\ell \geq 1$  كدالة لزمن التقدم  $\ell \geq 1$  عند نقطة الاصل للزمن  $n$  تسمى دالة التنبؤ.

### دوال التنبؤ لنماذج $ARIMA(p,d,q)$

أولاً: دالة التنبؤ لنموذج  $AR(1)$

لنفترض اننا شاهدنا المتسلسلة الزمنية  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  حتى الزمن  $n$  والتي نعتقد انها

تتبع نموذج  $AR(1)$  والذي يكتب على الشكل

$$z_t - \mu = \phi_1(z_{t-1} - \mu) + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), |\phi_1| < 1, \mu \in (-\infty, \infty)$$

نريد أن نتنبأ عن القيم المستقبلية  $z_{n+1}, z_{n+2}, z_{n+3}, \dots$  أو بشكل عام  $z_{n+l}$ ,  $l \geq 1$ .

من نظرية 3 نجد

$$z_n(\ell) = E(z_{n+l} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$= \mu + E\left[\left[\phi_1(z_{n+l-1} - \mu) + a_{n+l}\right] | z_n, z_{n-1}, \dots\right], \quad \ell \geq 1$$

$$= \mu + E\left[\phi_1(z_{n+l-1} - \mu) | z_n, z_{n-1}, \dots + a_{n+l} | z_n, z_{n-1}, \dots\right], \quad \ell \geq 1$$

$$= \mu + \phi_1 E\left[(z_{n+l-1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + E\left[a_{n+l} | z_n, z_{n-1}, \dots\right], \quad \ell \geq 1$$

أي

$$z_n(\ell) = \mu + \phi_1 E[(z_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu] + E[a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots], \quad \ell \geq 1$$

نحل هذه العلاقة تكراريا وباستخدام القاعدة 2

$$\begin{aligned} \ell = 1: z_n(1) &= \mu + \phi_1 E[(z_n | z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu] + E[a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots] \\ &= \mu + \phi_1 (z_n - \mu) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \ell = 2: z_n(2) &= \mu + \phi_1 E[(z_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu] + E[a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots] \\ &= \mu + \phi_1 [z_n(1) - \mu] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \ell = 3: z_n(3) &= \mu + \phi_1 E[(z_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu] + E[a_{n+3} | z_n, z_{n-1}, \dots] \\ &= \mu + \phi_1 [z_n(2) - \mu] \end{aligned}$$

وهكذا بشكل عام

$$z_n(\ell) = \mu + \phi_1 [z_n(\ell-1) - \mu], \quad \ell \geq 1$$

وهي دالة التنبؤ ذات متوسط مربع الأخطاء الأدنى لنموذج AR(1)

### تعريف 20:

شروط الإستمرار **Continuity Condition** يتطلب أنه عندما تكون  $\ell = 1$  فإن

$$z_n(\ell-1) = z_n(0) = z_n$$

من نظرية 2 تبين أخطاء التنبؤ تعطى من العلاقة

$$V[e_n(\ell)] = \sigma^2 (1 + \psi_1^2 + \psi_2^2 + \dots + \psi_{\ell-1}^2), \quad \ell \geq 1$$

سبق أن اشتقنا دالة الأوزان لنموذج AR(1) وهي

$$\psi_j = \phi_1^j, \quad |\phi_1| < 1$$

وبالتعويض في صيغة التباين نجد

$$\begin{aligned} V[e_n(\ell)] &= \sigma^2 (1 + \phi_1^2 + \phi_1^4 + \dots + \phi_1^{2(\ell-1)}), \quad \ell \geq 1 \\ &= \sigma^2 \frac{1 - \phi_1^{2\ell}}{1 - \phi_1^2}, \quad \ell \geq 1 \end{aligned}$$

**مثال:** متسلسلة زمنية مشاهدته وجد انها تتبع النموذج

$$z_t - 0.97 = 0.85(z_{t-1} - 0.97) + a_t, \quad a_t \sim WN(0, 0.024)$$

إذا كانت المشاهدة الأخيرة هي  $z_{156} = 0.49$  ، أوجد تنبؤات للقيم المستقبلية  $z_{157}, z_{158}, z_{159}$  وأوجد أخطاء التنبؤ لها.

**الحل:** من الصيغة  $z_n(\ell) = \mu + \phi_1 [z_n(\ell-1) - \mu]$ ,  $\ell \geq 1$  نجد

$$\begin{aligned} z_{156}(1) &= 0.97 + 0.85(z_{156} - 0.97) \\ &= 0.97 + 0.85(0.49 - 0.97) = 0.56 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} z_{156}(2) &= 0.97 + 0.85(z_{156}(1) - 0.97) \\ &= 0.97 + 0.85(0.56 - 0.97) = 0.62 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} z_{156}(3) &= 0.97 + 0.85(z_{156}(2) - 0.97) \\ &= 0.97 + 0.85(0.62 - 0.97) = 0.68 \end{aligned}$$

والتباينات

$$V[e_n(\ell)] = \sigma^2 \frac{1 - \phi_1^{2\ell}}{1 - \phi_1^2}, \quad \ell \geq 1$$

$$V[e_{156}(1)] = 0.024$$

$$V[e_{156}(2)] = 0.024 \frac{1 - (0.85)^4}{1 - (0.85)^2} = 0.041$$

$$V[e_{156}(3)] = 0.024 \frac{1 - (0.85)^6}{1 - (0.85)^2} = 0.054$$

**ثانياً: دالة التنبؤ لنموذج  $AR(2)$ :**

نفترض أننا شاهدنا المتسلسلة الزمنية  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  حتى الزمن  $n$  والتي نعتقد أنها

تتبع نموذج  $AR(2)$  والذي يكتب على الشكل

$$z_t = \mu + \phi_1(z_{t-1} - \mu) + \phi_2(z_{t-2} - \mu) + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad \mu \in (-\infty, \infty),$$

$$\phi_2 - \phi_1 < 1, \quad \phi_2 + \phi_1 < 1, \quad |\phi_2| < 1$$

نريد أن نتنبأ عن القيم المستقبلية  $z_{n+1}, z_{n+2}, z_{n+3}, \dots$  أو بشكل عام  $z_{n+\ell}$ ,  $\ell \geq 1$

من نظرية 3 نجد

$$z_n(\ell) = E(z_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$= \mu + E\left[\left[\phi_1(z_{n+\ell-1} - \mu) + \phi_2(z_{n+\ell-2} - \mu) + a_{n+\ell}\right] | z_n, z_{n-1}, \dots\right], \quad \ell \geq 1$$

$$\begin{aligned}
&= \mu + E\left[\phi_1(z_{n+\ell-1} - \mu) \mid z_n, z_{n-1}, \dots + \phi_2(z_{n+\ell-2} - \mu) \mid z_n, z_{n-1}, \dots + a_{n+\ell} \mid z_n, z_{n-1}, \dots\right], \quad \ell \geq 1 \\
&= \mu + \phi_1 E\left[(z_{n+\ell-1} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + \phi_2 E\left[(z_{n+\ell-2} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + E\left[a_{n+\ell} \mid z_n, z_{n-1}, \dots\right], \quad \ell \geq 1
\end{aligned}$$

أي

$$z_n(\ell) = \mu + \phi_1 E\left[(z_{n+\ell-1} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + \phi_2 E\left[(z_{n+\ell-2} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + E\left[a_{n+\ell} \mid z_n, z_{n-1}, \dots\right], \quad \ell \geq 1$$

نحل هذه العلاقة تكراريا وباستخدام القاعدة 2

$$\begin{aligned}
\ell = 1: z_n(1) &= \mu + \phi_1 E\left[(z_n \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + \phi_2 E\left[(z_{n-1} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + E\left[a_{n+1} \mid z_n, z_{n-1}, \dots\right] \\
&= \mu + \phi_1 (z_n - \mu) + \phi_2 (z_{n-1} - \mu)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\ell = 2: z_n(2) &= \mu + \phi_1 E\left[(z_{n+1} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + \phi_2 E\left[(z_n \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + E\left[a_{n+2} \mid z_n, z_{n-1}, \dots\right] \\
&= \mu + \phi_1 [z_n(1) - \mu] + \phi_2 (z_n - \mu)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\ell = 3: z_n(3) &= \mu + \phi_1 E\left[(z_{n+2} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + \phi_2 E\left[(z_{n+1} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + E\left[a_{n+3} \mid z_n, z_{n-1}, \dots\right] \\
&= \mu + \phi_1 [z_n(2) - \mu] + \phi_2 [z_n(1) - \mu]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\ell = 4: z_n(4) &= \mu + \phi_1 E\left[(z_{n+3} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + \phi_2 E\left[(z_{n+2} \mid z_n, z_{n-1}, \dots) - \mu\right] + E\left[a_{n+4} \mid z_n, z_{n-1}, \dots\right] \\
&= \mu + \phi_1 [z_n(3) - \mu] + \phi_2 [z_n(2) - \mu]
\end{aligned}$$

وهكذا بشكل عام

$$z_n(\ell) = \mu + \phi_1 [z_n(\ell-1) - \mu] + \phi_2 [z_n(\ell-2) - \mu], \quad \ell \geq 1$$

وهي دالة التنبؤ ذات متوسط مربع الأخطاء الأدنى لنموذج AR(2)

ويمكن حساب تباينات أخطاء التنبؤ من نظرية 2 ودالة الأوزان

$$\psi_j = \begin{cases} 1, & j = 0 \\ \phi_1, & j = 1 \\ \phi_1^2 + \phi_2, & j = 2 \\ \phi_1 \psi_{j-1} + \phi_2 \psi_{j-2}, & j \geq 3 \end{cases}$$

**ثالثا: دالة التنبؤ لنموذج ARIMA(0,1,1):**

لنفترض اننا شاهدنا المتسلسلة الزمنية  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  حتى الزمن  $n$  والتي نعتقد انها

تتبع نموذج ARIMA(0,1,1) والذي يكتب على الشكل

$$z_t = z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

نريد أن نتنبأ عن القيم المستقبلية  $z_{n+1}, z_{n+2}, z_{n+3}, \dots$  أو بشكل عام  $z_{n+\ell}$ ,  $\ell \geq 1$  من نظرية 3 نجد

$$z_n(\ell) = E(z_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$= E(z_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots) + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

نحل هذه العلاقة تكراريا وباستخدام القاعدة 2

$$z_n(\ell) = E(z_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots) + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$\ell = 1: \quad z_n(1) = E(z_n | z_n, z_{n-1}, \dots) + E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_n | z_n, z_{n-1}, \dots)$$

$$= z_n - \theta_1 a_n$$

$$\ell = 2: \quad z_n(2) = E(z_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) + E(a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots)$$

$$= z_n(1)$$

$$\ell = 3: \quad z_n(3) = E(z_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots) + E(a_{n+3} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots)$$

$$= z_n(2)$$

وهكذا بشكل عام

$$z_n(\ell) = z_n(\ell-1), \quad \ell \geq 2$$

وهكذا فإن دالة التنبؤ ذات متوسط مربع الأخطاء الأدنى لنموذج ARIMA(0,1,1) تعطى بالعلاقة

$$z_n(\ell) = \begin{cases} z_n - \theta_1 a_n, & \ell = 1 \\ z_n(\ell-1), & \ell > 1 \end{cases}$$

#### رابعا : دالة التنبؤ لنموذج MA(1) :

لنفترض أننا شاهدنا المتسلسلة الزمنية  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  حتى الزمن  $n$  والتي نعتقد انها تتبع نموذج MA(1) والذي يكتب على الشكل

$$z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

نريد أن نتنبأ عن القيم المستقبلية  $z_{n+1}, z_{n+2}, z_{n+3}, \dots$  أو بشكل عام  $z_{n+\ell}$ ,  $\ell \geq 1$  من نظرية 3 نجد

$$z_n(\ell) = E(z_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$= \mu + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

نحل هذه العلاقة تكراريا وباستخدام القاعدة 2

$$z_n(\ell) = \mu + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$\begin{aligned} \ell = 1: \quad z_n(1) &= \mu + E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_n | z_n, z_{n-1}, \dots) \\ &= \mu - \theta_1 a_n \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \ell = 2: \quad z_n(2) &= \mu + E(a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) \\ &= \mu \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \ell = 3: \quad z_n(3) &= \mu + E(a_{n+3} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots) \\ &= \mu \end{aligned}$$

وهكذا بشكل عام

$$z_n(\ell) = \mu, \quad \ell \geq 2$$

وهكذا فإن دالة التنبؤ ذات متوسط مربع الأخطاء الأدنى لنموذج MA(1) تعطى بالعلاقة

$$z_n(\ell) = \begin{cases} \mu - \theta_1 a_n, & \ell = 1 \\ \mu, & \ell \geq 2 \end{cases}$$

### خامسا : دالة التنبؤ لنموذج MA(2) :

لنفترض اننا شاهدنا المتسلسلة الزمنية  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  حتى الزمن  $n$  والتي نعتقد انها

تتبع نموذج MA(2) والذي يكتب على الشكل

$$z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

نريد أن نتنبأ عن القيم المستقبلية  $z_{n+1}, z_{n+2}, z_{n+3}, \dots$  أو بشكل عام  $z_{n+\ell}$ ,  $\ell \geq 1$

من نظرية 3 نجد

$$z_n(\ell) = E(z_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$= \mu + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_2 E(a_{n+\ell-2} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

نحل هذه العلاقة تكراريا وباستخدام القاعدة 2

$$z_n(\ell) = \mu + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_2 E(a_{n+\ell-2} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$\begin{aligned} \ell = 1: \quad z_n(1) &= \mu + E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_n | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_2 E(a_{n-1} | z_n, z_{n-1}, \dots) \\ &= \mu - \theta_1 a_n - \theta_2 a_{n-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \ell = 2: \quad z_n(2) &= \mu + E(a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_2 E(a_n | z_n, z_{n-1}, \dots) \\ &= \mu - \theta_2 a_n \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \ell = 3: \quad z_n(3) &= \mu + E(a_{n+3} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_2 E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) \\ &= \mu \end{aligned}$$

وهكذا بشكل عام

$$z_n(\ell) = \mu, \quad \ell \geq 3$$

وهكذا فإن دالة التنبؤ ذات متوسط مربع الأخطاء الأدنى لنموذج MA(2) تعطى بالعلاقة

$$z_n(\ell) = \begin{cases} \mu - \theta_1 a_n - \theta_2 a_{n-1}, & \ell = 1 \\ \mu - \theta_2 a_n, & \ell = 2 \\ \mu, & \ell \geq 3 \end{cases}$$

### سادسا : دالة التنبؤ لنموذج ARMA(1,1) :

لنفترض اننا شاهدنا المتسلسلة الزمنية  $\{z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n\}$  حتى الزمن  $n$  والتي نعتقد انها

تتبع نموذج ARMA(1,1) والذي يكتب على الشكل

$$z_t = \mu + \phi_1(z_{t-1} - \mu) + a_t - \theta_1 a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \phi_1 \neq \theta_1, |\phi_1| < 1$$

نريد أن نتنبأ عن القيم المستقبلية  $z_{n+1}, z_{n+2}, z_{n+3}, \dots$  أو بشكل عام  $z_{n+\ell}$ ,  $\ell \geq 1$

من نظرية 3 نجد

$$\begin{aligned} z_n(\ell) &= E(z_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1 \\ &= \mu + \phi_1 E[(z_{n+\ell-1} - \mu) | z_n, z_{n-1}, \dots] + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1 \end{aligned}$$

نحل هذه العلاقة تكراريا وباستخدام القاعدة 2

$$z_n(\ell) = \mu + \phi_1 E[(z_{n+\ell-1} - \mu) | z_n, z_{n-1}, \dots] + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

$$\ell = 1: \quad z_n(1) = \mu + \phi_1 E[(z_n - \mu) | z_n, z_{n-1}, \dots] + E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_n | z_n, z_{n-1}, \dots)$$

$$= \mu + \phi_1(z_n - \mu) - \theta_1 a_n$$

$$\ell = 2: \quad z_n(2) = \mu + \phi_1 E[(z_{n+1} - \mu) | z_n, z_{n-1}, \dots] + E(a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+1} | z_n, z_{n-1}, \dots)$$

$$= \mu + \phi_1 [z_n(1) - \mu]$$

$$\ell = 3: \quad z_n(3) = \mu + \phi_1 E[(z_{n+2} - \mu) | z_n, z_{n-1}, \dots] + E(a_{n+3} | z_n, z_{n-1}, \dots) - \theta_1 E(a_{n+2} | z_n, z_{n-1}, \dots)$$

$$= \mu + \phi_1 [z_n(2) - \mu]$$

وهكذا بشكل عام

$$z_n(\ell) = \mu + \phi_1 [z_n(\ell-1) - \mu], \quad \ell \geq 2$$

وهكذا فإن دالة التنبؤ ذات متوسط مربع الأخطاء الأدنى لنموذج ARMA(1,1) تعطى

بالعلاقة

$$z_n(\ell) = \begin{cases} \mu + \phi_1(z_n - \mu) - \theta_1 a_n, & \ell = 1 \\ \mu + \phi_1 [z_n(\ell-1) - \mu], & \ell \geq 2 \end{cases}$$



### تمرين:

لنموذج ARMA(1,1) والذي يكتب على الشكل

$$z_t = \mu + \phi_1(z_{t-1} - \mu) + a_t - \theta_1 a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad \phi_1 \neq \theta_1, \quad |\phi_1| < 1$$

برهن ان عندما  $\phi_1 \rightarrow 1$  فإن  $ARMA(1,1) \rightarrow IMA(1,1)$  ومن ثم أوجد دالة التنبؤ لنموذج IMA(1,1) .

### تمرين:

أوجد دوال التنبؤ وتباين أخطاء التنبؤ لكل من النماذج التالية:

ARIMA(1,1,1), ARIMA(2,1,0), ARIMA(0,1,2), ARIMA(1,2,0),  
ARIMA(0,2,1), ARIMA(0,2,0).

### حدود التنبؤ Forecasting Limits

دالة التنبؤ  $z_n(\ell)$ ,  $\ell \geq 1$  عند قيمة معينة تعطي مايسمى بتنبؤ النقطة Point Forecast والذي لا يكفي او يفيد في إتخاذ قرارات إحصائية عن الظاهرة العشوائية المدروسة لأن

$$P(Z_{n+m} = z_n(m)) = 0, \text{ for some } m > 0$$

أي أن مقدار تأكدنا ( أو احتمال ) من أن القيمة المستقبلية المراد التنبؤ عنها تساوي القيمة المعطاة من دالة التنبؤ تساوي الصفر أي اننا غير متأكدين إطلاقا وبالتالي لافائدة من التنبؤ.

للتغلب على ذلك والإستفادة من التنبؤات نستخدم مايسمى بتنبؤ الفترة Interval Forecast وهي عبارة عن فترة مثل  $[a, b]$  على خط الأعداد الحقيقية بحيث يكون

$$P(a \leq Z_{n+m} \leq b) = (1 - \alpha)$$

وبهذا نستطيع أن نحدد درجة تأكدنا من أن القيمة المستقبلية المراد التنبؤ عنها تقع بين القيم  $a$  و  $b$  بدرجة تأكد أو احتمال  $1 - \alpha$  ( أو  $100 \times (1 - \alpha) \%$  ) فمثلا لو كانت  $\alpha = 0.05$  فإننا نكون متأكدين وبإحتمال 95% ان القيمة المستقبلية تقع بين القيم  $a$  و  $b$  .

### تعريف 21:

على إفتراض أن  $a_t \sim N(0, \sigma^2)$  فإن حدود  $100 \times (1 - \alpha) \%$  فترة تنبؤ للقيمة المستقبلية  $z_{n+\ell}$ ,  $\ell \geq 1$  تعطى بالعلاقة

$$z_n(\ell) \pm u_{\alpha/2} \{V[e_n(\ell)]\}^{1/2}$$

حيث  $u_{\alpha/2}$  المئين  $100\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)$  للتوزيع  $N(0,1)$ .

فمثلا عندما  $\alpha = 0.05$  فإن  $u_{0.025} = 1.96$ .

**ملاحظة:** في التعريف إفتراضنا أن متسلسلة الضجة البيضاء  $a_t \sim N(0, \sigma^2)$  وهذا ممكن

إعتقادا على نظرية نهاية مركزية.

**مثال:** متسلسلة زمنية مشاهدته وجد انها تتبع النموذج

$$z_t - 0.97 = 0.85(z_{t-1} - 0.97) + a_t, \quad a_t \sim N(0, 0.024)$$

إذا كانت المشاهدة الأخيرة هي  $z_{156} = 0.49$  ، أوجد تنبؤات للقيم المستقبلية  $z_{157}, z_{158}, z_{159}$

وأوجد أخطاء التنبؤ لها ومن ثم أوجد فترات تنبؤ 95% للقيم المستقبلية.

**الحل:** سبق أن حسبنا في مثال سابق التنبؤات و أخطاء التنبؤ كالتالي:

التنبؤات

$$z_{156}(1) = 0.56, \quad z_{156}(2) = 0.62, \quad z_{156}(3) = 0.68$$

والتباينات

$$V[e_{156}(1)] = 0.024, \quad V[e_{156}(2)] = 0.041, \quad V[e_{156}(3)] = 0.054$$

فترات تنبؤ 95% للقيم المستقبلية  $z_{157}, z_{158}, z_{159}$  نوجدها من صيغة تعريف 21

$$z_n(\ell) \pm u_{\alpha/2} \{V[e_n(\ell)]\}^{1/2}$$

$$1 - z_{156}(1) \pm u_{0.025} \{V[e_{156}(1)]\}^{1/2} = 0.56 \pm 1.96\sqrt{0.024} = 0.56 \pm 0.304$$

$$2 - z_{156}(2) \pm u_{0.025} \{V[e_{156}(2)]\}^{1/2} = 0.62 \pm 1.96\sqrt{0.041} = 0.62 \pm 0.397$$

$$3 - z_{156}(3) \pm u_{0.025} \{V[e_{156}(3)]\}^{1/2} = 0.68 \pm 1.96\sqrt{0.054} = 0.68 \pm 0.455$$

أي أن  $z_{157} \in (0.256, 0.864)$  باحتمال 0.95 و كذلك  $z_{158} \in (0.223, 1.017)$  و كذلك أيضا

$$\cdot z_{159} \in (0.225, 1.135)$$

## الفصل الخامس

### تصميم وبناء نظام تنبؤ إحصائي Designing and Building Statistical

#### : Forecasting System

سبق أن ذكرنا ان الخطوة الأولى لتصميم نظام تنبؤ هي بناء نموذج. إن عملية بناء نموذج إحصائي هي عملية تكرارية Iterative تتكون من تحديد النموذج ، تقدير النموذج (ونقصد بها تقدير معالم النموذج) و إختبار النموذج.

#### : Model Identification (Specification) تحديد النموذج

في مرحلة تحديد النموذج نستخدم البيانات أو المشاهدات السابقة ( التاريخ) واي معلومات اخرى عن الكيفية التي تولدت بها المتسلسلة وذلك لإقتراح مجموعة من النماذج المناسبة. ويتم تعيين أو تحديد النموذج حسب الخطوات العريضة التالية:

#### : Variance-stabilizing Transformation الخطوة الاولى: تحويل تثبيت التباين

بعد رسم المتسلسلة في مخطط زمني Time Plot وإجراء بعض الإختبارات الإحصائية لمعرفة فيما إذا كان التباين ثابت، وفي حالة عدم ثبات التباين او إذا كان التباين يتغير مع مستوى المتسلسلة فإننا نطبق التحويل اللوغارتمي على المتسلسلة ونفحصها من جديد فإذا تم تثبيت التباين وإلا نلجأ إلي تطبيق أحد التحويلات التي ذكرناها في جدول صفحة 41.

#### : الخطوة الثانية: إختيار درجة التفريق $d$

إذا كانت المتسلسلة أو تحويلها غير مستقرة في المتوسط فيجب علينا تحديد درجة التفريق  $d$  التي تجعل الممتسلسلة أو تحويلها مستقرة في المتوسط ونقوم بأخذ التفريق الأول ثم نفحص التالي:

- 1- المخططات الزمنية للممتسلسلة أو تحويلها.
  - 2- مخططات دالتي الترابط الذاتي العيني والترابط الذاتي الجزئي العيني SACF و SPACF .
  - 3- إجراء تفريق آخر إذا احتاج الأمر وإعادة الخطوات 1 و 2 السابقين.
- المخططات الزمنية للمتسلسلات غير المستقرة تبين تغير في المستوى ودالة ترابط ذاتي عيني متخامدة ببطء كما ان دالة الترابط الذاتي الجزئي العيني تعطي قيمة واحدة قريبة من الواحد الصحيح (بغض النظر عن الإشارة) وبقية القيم قريبة جدا من الصفر.
- ملاحظة: درجة التفريق  $d$  غالبا ما تكون 0 او 1 او 2 .

### الخطوة الثالثة: تحديد $p$ و $q$ :

بعد ان نحصل على متسلسلة مستقرة في كل من التباين والمتوسط نقوم بتحديد درجة الإنحدار الذاتي  $p$  ودرجة المتوسط المتحرك  $q$  وذلك بمقارنة أنماط دالتي الترابط الذاتي العيني والترابط الذاتي الجزئي العيني مع الأنماط النظرية لدالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي مسترشدين بخواص نماذج  $ARMA(p,q)$  المذكورة في صفحة 38 والجدول التالي يعطي هذه الخواص لبعض النماذج الشائعة:

النموذج	ACF	PACF
$AR(1)$ و $(1,d,0)$	تخامد اسي أو اسي متردد	$\phi_{kk} = 0, k > 1$
$AR(2)$ و $(2,d,0)$	تخامد اسي او تخامد جيبي	$\phi_{kk} = 0, k > 2$
$AR(p)$ و $(p,d,0)$	تخامد اسي و / او تخامد جيبي	$\phi_{kk} = 0, k > p$
$MA(1)$ و $(0,d,1)$	$\rho_k = 0, k > 1$	يسيطر عليها تخامد اسي
$MA(2)$ و $(0,d,2)$	$\rho_k = 0, k > 2$	يسيطر عليها تخامد اسي او جيبي
$MA(q)$ و $(0,d,q)$	$\rho_k = 0, k > q$	يسيطر عليها تخامد اسي و / او جيبي
$ARMA(1,1)$ و $(1,d,1)$	تتناقص وتتخامد اسيا من التخلف 1	تتناقص ويسيطر عليها تخامد اسي من التخلف 1
$ARMA(p,q)$ و $(p,d,q)$	تتناقص بعد التخلف $p - q$ وتتخامد اسيا و / او جيبي بعد التخلف $q - p$	تتناقص بعد التخلف $p - q$ ويسيطر عليها تخامد اسي و/ او جيبي بعد التخلف $p - q$

### الخطوة الرابعة: إضافة معلم إنجراف:

إذا كانت المتسلسلة تحتاج إلى تفريق فيجب علينا التأكد فيما إذا كان علينا إضافة إنجراف معلوم  $\delta$  إلى النموذج وهذا يتم بمقارنة متوسط العينة  $\bar{w}$  للمتسلسلة المفردة المستقرة مع الخطأ المعياري لهذا المتوسط

$$s.e(\bar{w}) \equiv \left[ \frac{c_0}{n} (1 + 2r_1 + 2r_2 + \dots + 2r_k) \right]^{1/2}$$

حيث  $c_0 = \hat{\gamma}_0$  و  $r_1, \dots, r_K$  هي الترابطات الذاتية العينية المعنوية للدرجة  $K$ . ويكون الإختبار

$$H_0 : \delta = 0$$

$$H_1 : \delta \neq 0$$

ونرفض  $H_0$  عند  $\alpha = 0.05$  إذا كانت  $\left| \frac{\bar{w}}{s.e(\bar{w})} \right| > 1.96$ .

## تقدير النموذج : Model Estimation

بعد تحديد شكل النموذج لابد من تقدير معالم النموذج  $\delta$  و  $\phi_1, \dots, \phi_p$  و  $\theta_1, \dots, \theta_q$  و  $\sigma^2$  وذلك باستخدام البيانات التاريخية المتوفرة لدينا.

لنفترض ان لدينا المتسلسلة الزمنية المشاهدة  $z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n$  والنموذج المقترح

$$\phi_p(B)w_t = \delta + \theta_q(B)a_t, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

أو

$$\phi_p(B)z_t = \delta + \theta_q(B)a_t, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

حيث  $\phi_p(B)$  و  $\theta_q(B)$  لا يوجد بينها جذور مشتركة وجذور المعادلة  $\phi_p(B) = 0$  تقع جميعها خارج دائرة الوحدة ( شرط الإستقرار).

هناك طرق كثيرة لتقدير المعالم سنذكر منها هنا فقط طريقتين تدخل ضمن نطاق هذا المقرر وهما طريقة العزوم وطريقة المربعات الدنيا الشرطية.

### أولاً: طريقة العزوم The Method of Moments

وتعتمد على مساوات عزوم العينة مثل متوسط العينة  $\bar{z}$  والترابطات الذاتية للعينة  $r_k$  بالعزوم النظرية مثل المتوسط  $\mu$  ودالة الترابط الذاتي  $\rho_k$  وحل المعادلات الناتجة بالنسبة للمعالم المراد تقديرها.

سوف نستعرض الطريقة للنموذج AR(p) كالتالي:

$$1- \text{يقدر المتوسط } \mu \text{ بالمقدر } \bar{z} \text{ اي } \hat{\mu} = \bar{z} = \sum_{i=1}^n z_i / n$$

2- لتقدير  $\phi_1, \dots, \phi_p$  نستخدم العلاقة:

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \dots + \phi_p \rho_{k-p}, k > 1$$

والتي تنتج من ضرب المعادلة المعرفة لنموذج AR(p) بالحد  $z_{t-k} - \mu$  وأخذ التوقع. في المعادلة السابقة بوضع  $k = 1, 2, \dots, p$  نحصل على نظام المعادلات المسمى معادلات يول ووكر Yule-Walker التالي:

$$\rho_1 = \phi_1 + \phi_2 \rho_1 + \dots + \phi_p \rho_{p-1}$$

$$\rho_2 = \phi_1 \rho_1 + \phi_2 + \dots + \phi_p \rho_{p-2}$$

⋮

$$\rho_p = \phi_1 \rho_{p-1} + \phi_2 \rho_{p-2} + \dots + \phi_p$$

و بالتعويض عن  $\rho_k$  بالمقدر  $r_k$  نحصل على مقدرات العزوم للمعالم  $\hat{\phi}_1, \dots, \hat{\phi}_p$  كالتالي:

بوضع معادلات يول و ووكر على الشكل المصفوفي:

$$\begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & r_1 & r_2 & \cdots & r_{p-2} & r_{p-1} \\ r_1 & 1 & r_1 & \cdots & r_{p-3} & r_{p-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{p-1} & r_{p-2} & r_{p-3} & \cdots & r_1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{\phi}_1 \\ \hat{\phi}_2 \\ \vdots \\ \hat{\phi}_p \end{pmatrix}$$

وبحل هذه المعادلة للمعالم

$$\begin{pmatrix} \hat{\phi}_1 \\ \hat{\phi}_2 \\ \vdots \\ \hat{\phi}_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & r_1 & r_2 & \cdots & r_{p-2} & r_{p-1} \\ r_1 & 1 & r_1 & \cdots & r_{p-3} & r_{p-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{p-1} & r_{p-2} & r_{p-3} & \cdots & r_1 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_p \end{pmatrix}$$

تقدر  $\sigma^2$  كالتالي

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{\gamma}_0 (1 - \hat{\phi}_1 r_1 - \hat{\phi}_2 r_2 - \cdots - \hat{\phi}_p r_p)$$

حيث

$$\hat{\gamma}_0 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (z_t - \bar{z})^2$$

هو تباين العينة.

تقدير العزوم لبعض النماذج:

1- نموذج AR(1)

$$z_t - \mu = \phi_1 (z_{t-1} - \mu) + a_t, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

مقدر العزوم للمعلم  $\phi_1$  هو

$$\hat{\phi}_1 = r_1$$

مقدر العزوم للمعلم  $\mu$  هو

$$\hat{\mu} = \bar{z}$$

مقدر العزوم للمعلم  $\sigma^2$  هو

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{\gamma}_0 (1 - \hat{\phi}_1 r_1)$$

حيث

$$\hat{\gamma}_0 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (z_t - \bar{z})^2$$

## 2- نموذج MA(1)

$$z_t - \mu = a_t - \theta_1 a_{t-1}, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

لإيجاد مقدر العزوم للمعلم  $\theta_1$  نستخدم العلاقة

$$\rho_1 = \frac{-\theta_1}{1 + \theta_1^2}$$

وبتعويض المعلم بمقدراتها

$$r_1 = \frac{-\hat{\theta}_1}{1 + \hat{\theta}_1^2}$$

وبحل المعادلة للمقدر  $\hat{\theta}_1$  نجد

$$\hat{\theta}_1 = \frac{-1 \pm \sqrt{1 - 4r_1}}{2r_1}$$

هذا الحل يعطي قيمتين للمقدر  $\hat{\theta}_1$  نأخذ القيمة التي تحقق  $|\hat{\theta}_1| < 1$ . فمثلا لو كانت  $r_1 = -0.4$  فإن

$$(\hat{\theta}_1)_1 = -0.77 \text{ و } (\hat{\theta}_1)_2 = 3.27 \text{ وبالتالي يكون مقدر العزوم للمعلم } \theta_1 \text{ هو } \hat{\theta}_1 = -0.77$$

## 3- نموذج AR(2)

$$z_t - \mu = \phi_1 (z_{t-1} - \mu) + \phi_2 (z_{t-2} - \mu) + a_t, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

باستخدام معادلات يول ووكر مقدرات العزوم للمعالم  $\phi_1$  و  $\phi_2$  هي

$$\begin{pmatrix} \hat{\phi}_1 \\ \hat{\phi}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & r_1 \\ r_1 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \end{pmatrix}$$

ومنها نجد

$$\hat{\phi}_1 = \frac{r_1 - r_1 r_2}{1 - r_1^2}, \quad \hat{\phi}_2 = \frac{r_2 - r_1^2}{1 - r_1^2}$$

مقدر العزوم للمعلم  $\mu$  هو

$$\hat{\mu} = \bar{z}$$

مقدر العزوم للمعلم  $\sigma^2$  هو

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{\gamma}_0 (1 - \hat{\phi}_1 r_1 - \hat{\phi}_2 r_2)$$

حيث

$$\hat{\gamma}_0 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (z_t - \bar{z})^2$$



#### 4- نموذج MA(2)

$$z_t - \mu = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

لإيجاد مقدرات العزوم للمعالم  $\theta_1$  و  $\theta_2$  نستخدم العلاقات

$$\rho_1 = \frac{-\theta_1(1-\theta_2)}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}, \quad \rho_2 = \frac{-\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}$$

وبتعويض المقدرات  $r_1$  و  $r_2$  نحصل على مقدرات العزوم للمعالم  $\theta_1$  و  $\theta_2$

$$r_1 = \frac{-\hat{\theta}_1(1-\hat{\theta}_2)}{1+\hat{\theta}_1^2+\hat{\theta}_2^2}, \quad r_2 = \frac{-\hat{\theta}_2}{1+\hat{\theta}_1^2+\hat{\theta}_2^2}$$

ونحل لكل من  $\hat{\theta}_1$  و  $\hat{\theta}_2$  ونأخذ الحلون التي تحقق  $|\theta_2| < 1$ ,  $\theta_2 + \theta_1 < 1$ ,  $\theta_2 - \theta_1 < 1$ .

#### 5- نموذج ARMA(1,1)

$$z_t - \mu = \phi_1(z_{t-1} - \mu) + a_t - \theta_1 a_{t-1}, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

لإيجاد مقدرات العزوم للمعالم  $\theta_1$  و  $\phi_1$  نستخدم العلاقات

$$\rho_1 = \frac{(1-\phi_1\theta_1)(\phi_1-\theta_1)}{1+\theta_1^2-2\phi_1\theta_1}, \quad \rho_2 = \frac{(1-\phi_1\theta_1)(\phi_1-\theta_1)}{1+\theta_1^2-2\phi_1\theta_1}\phi_1$$

وبتعويض المقدرات  $r_1$  و  $r_2$  نحصل على مقدرات العزوم للمعالم  $\theta_1$  و  $\phi_1$

$$r_1 = \frac{(1-\hat{\phi}_1\hat{\theta}_1)(\hat{\phi}_1-\hat{\theta}_1)}{1+\hat{\theta}_1^2-2\hat{\phi}_1\hat{\theta}_1}, \quad r_2 = \frac{(1-\hat{\phi}_1\hat{\theta}_1)(\hat{\phi}_1-\hat{\theta}_1)}{1+\hat{\theta}_1^2-2\hat{\phi}_1\hat{\theta}_1}\hat{\phi}_1$$

وبقسمة المعادلة المعرفة للمقدر  $r_2$  على المعادلة المعرفة للمقدر  $r_1$  نجد

$$\hat{\phi}_1 = \frac{r_2}{r_1}$$

وهو مقدر العزوم للمعلم  $\phi_1$ . لإيجاد مقدر العزوم للمعلم  $\theta_1$  نعوض عن  $\hat{\phi}_1$  في المعادلة المعرفة

للمقدر  $r_1$  نجد

$$r_1 = \frac{\left(1 - \frac{r_2}{r_1}\hat{\theta}_1\right)\left(\frac{r_2}{r_1} - \hat{\theta}_1\right)}{1 + \hat{\theta}_1^2 - 2\frac{r_2}{r_1}\hat{\theta}_1}$$

ونحل المعادلة التربيعية الناتجة للمقدر  $\hat{\theta}_1$  و نأخذ القيمة التي تحقق  $|\hat{\theta}_1| < 1$ .

**تمارين:** أوجد مقدرات العزوم لمعالم النماذج التالية

ARIMA(1,1,1), ARIMA(2,1,0), ARIMA(0,1,2), ARIMA(1,2,0),  
ARIMA(0,2,1), ARIMA(0,2,0).

**ملاحظة:** مقدرات العزوم تستخدم كقيم أولية لإيجاد مقدرات أكثر دقة.

### **ثانياً: طريقة المربعات الدنيا الشرطية Conditional Least Square Method :**

لنماذج ARMA(p,q) والتي تكتب على الشكل

$$\phi_p(B)(z_t - \mu) = \theta_q(B)a_t, \quad a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

حيث  $\phi_p(B)$  و  $\theta_q(B)$  لا يوجد بينها جذور مشتركة وجذور المعادلة  $\theta_q(B) = 0$  تقع جميعها خارج دائرة الوحدة ( شرط الانقلاب). بإعادة كتابة النموذج السابق للأخطاء  $a_t$  كالتالي:

$$a_t = \frac{\phi_p(B)}{\theta_q(B)}(z_t - \mu)$$

الطرف الأيمن يمكن إعتبارة كدالة في المعالم  $\boldsymbol{\phi} = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p\}$  و  $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q\}$  و  $\mu$  و يكتب

$$a_t(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta}, \mu) = \frac{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)}{(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)}(z_t - \mu)$$

تعتمد طريقة المربعات الدنيا الشرطية و لمشاهدات معطاة  $\mathbf{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$  على تصغير الدالة

$$\min_{\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta}, \mu} S_c(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta}, \mu) = \sum_{t=p+1}^n a_t^2(\boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta}, \mu | \mathbf{z})$$

وحل المعادلات الطبيعية Normal Equations الناتجة التالية بالنسبة للمقدرات.

$$\left. \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\varphi}} S_c(\boldsymbol{\varphi}, \boldsymbol{\theta}, \mu) \right|_{\substack{\boldsymbol{\varphi}=\hat{\boldsymbol{\varphi}} \\ \boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}} \\ \mu=\hat{\mu}}} = \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\varphi}} \sum_{t=p+1}^n a_t^2(\boldsymbol{\varphi}, \boldsymbol{\theta}, \mu | \mathbf{z}) \Big|_{\substack{\boldsymbol{\varphi}=\hat{\boldsymbol{\varphi}} \\ \boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}} \\ \mu=\hat{\mu}}} = 0$$

$$\left. \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\theta}} S_c(\boldsymbol{\varphi}, \boldsymbol{\theta}, \mu) \right|_{\substack{\boldsymbol{\varphi}=\hat{\boldsymbol{\varphi}} \\ \boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}} \\ \mu=\hat{\mu}}} = \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\theta}} \sum_{t=p+1}^n a_t^2(\boldsymbol{\varphi}, \boldsymbol{\theta}, \mu | \mathbf{z}) \Big|_{\substack{\boldsymbol{\varphi}=\hat{\boldsymbol{\varphi}} \\ \boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}} \\ \mu=\hat{\mu}}} = 0$$

$$\left. \frac{\partial}{\partial \mu} S_c(\boldsymbol{\varphi}, \boldsymbol{\theta}, \mu) \right|_{\substack{\boldsymbol{\varphi}=\hat{\boldsymbol{\varphi}} \\ \boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}} \\ \mu=\hat{\mu}}} = \frac{\partial}{\partial \mu} \sum_{t=p+1}^n a_t^2(\boldsymbol{\varphi}, \boldsymbol{\theta}, \mu | \mathbf{z}) \Big|_{\substack{\boldsymbol{\varphi}=\hat{\boldsymbol{\varphi}} \\ \boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}} \\ \mu=\hat{\mu}}} = 0$$

هذه المقدرات تسمى شرطية لأننا هنا نشترط ان القيم  $a_p = a_{p-1} = \dots = a_{p+1-q} = 0$  أي مساوية

لتوقعها. ( لاحظ أن التجميع في المعادلات السابقة يبدأ من القيمة  $t = p+1$  ).

يقدر التباين  $\sigma^2$  من

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{S_c(\hat{\boldsymbol{\varphi}}, \hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\mu})}{n - (p + q + 1)}$$

### تقديرات المربعات الدنيا الشرطية لبعض النماذج:

#### 1- نموذج AR(1)

$$z_t - \mu = \phi_1(z_{t-1} - \mu) + a_t, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

لتبسيط الاشتقاقات سوف نستبدل  $\mu$  بمقدرها  $\bar{z}$

$$z_t - \bar{z} = \phi_1(z_{t-1} - \bar{z}) + a_t, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

لمشاهدات معطاة  $\mathbf{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$  نكتب الأخطاء

$$a_t(\phi_1) = (z_t - \bar{z}) - \phi_1(z_{t-1} - \bar{z}), t = 2, 3, \dots, n$$

وتربيع الطرفين والجمع على كل المشاهدات

$$a_t^2(\phi_1) = [(z_t - \bar{z}) - \phi_1(z_{t-1} - \bar{z})]^2, t = 2, 3, \dots, n$$

$$S_c(\phi_1) = \sum_{t=2}^n a_t^2(\phi_1) = \sum_{t=2}^n [(z_t - \bar{z}) - \phi_1(z_{t-1} - \bar{z})]^2$$

وهذه دالة للمعلم  $\phi_1$  فقط ، نشق المعادلة السابقة بالنسبة للمعلم  $\phi_1$  وتكون النتيجة مساوية للصفر

عندما  $\phi_1 = \hat{\phi}_1$  أي

$$\begin{aligned}
S_c(\phi_1) &= \sum_{t=2}^n a_t^2(\phi_1) = \sum_{t=2}^n [(z_t - \bar{z}) - \phi_1(z_{t-1} - \bar{z})]^2 \\
\frac{\partial}{\partial \phi_1} S_c(\phi_1) &= \frac{\partial}{\partial \phi_1} \sum_{t=2}^n [(z_t - \bar{z}) - \phi_1(z_{t-1} - \bar{z})]^2 \\
&= \sum_{t=2}^n -2(z_{t-1} - \bar{z}) [(z_t - \bar{z}) - \phi_1(z_{t-1} - \bar{z})] \\
\frac{\partial}{\partial \phi_1} S_c(\phi_1) \Big|_{\phi_1 = \hat{\phi}_1} &= \sum_{t=2}^n -2(z_{t-1} - \bar{z}) [(z_t - \bar{z}) - \hat{\phi}_1(z_{t-1} - \bar{z})] = 0 \\
\therefore \sum_{t=2}^n (z_{t-1} - \bar{z}) [(z_t - \bar{z}) - \hat{\phi}_1(z_{t-1} - \bar{z})] &= 0 \\
\sum_{t=2}^n (z_{t-1} - \bar{z})(z_t - \bar{z}) - \hat{\phi}_1 \sum_{t=2}^n (z_{t-1} - \bar{z})^2 &= 0
\end{aligned}$$

أي

$$\hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=2}^n (z_{t-1} - \bar{z})(z_t - \bar{z})}{\sum_{t=2}^n (z_{t-1} - \bar{z})^2}$$

وهو مقدر المربعات الدنيا الشرطية للمعلم  $\phi_1$ .

تمرين: قارن بين هذا المقدر ومقدر العزوم للمعلم  $\phi_1$ .

## 2- نموذج MA(1)

$$z_t - \mu = a_t - \theta_1 a_{t-1}, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

لتبسيط الاشتقاق سوف نستبدل  $\mu$  بمقدرها  $\bar{z}$  ونعمل على المتسلسلة المعدلة للمتوسط

$$x_t = z_t - \bar{z} \text{ فيصبح النموذج}$$

$$x_t = a_t - \theta_1 a_{t-1}, a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

وبكتابة المعادلة الأخيرة على الشكل

$$a_t = x_t - \theta_1 a_{t-1}$$

ولمشاهدات معطاة  $x_1, x_2, \dots, x_n$  و بوضع  $a_0 = 0$  شرطيا نكتب الأخطاء

$$a_1 = x_1$$

$$a_2 = x_2 - \theta_1 a_1$$

$$a_3 = x_3 - \theta_1 a_2$$

⋮

$$a_n = x_n - \theta_1 a_{n-1}$$

وبالتالي

$$S_c(\theta_1) = \sum_{t=1}^n a_t^2$$

الدالة السابقة غير خطية في المعلم  $\theta_1$  و يمكن إيجاد قيمة  $\theta_1$  والتي تصغر  $S_c(\theta_1)$  بطرق البحث العددية مثل البحث الشبكي في المجال  $(-1,1)$  أو إستخدام طريقة جاوس-نيوتن والتي تتلخص في تقريب  $a_t = a_t(\theta_1)$  بدالة خطية للمعلم  $\theta_1$  حول قيمة أولية  $\theta^*$  مثلا أي

$$a_t(\theta_1) \approx a_t(\theta^*) + (\theta_1 - \theta^*) \frac{da_t(\theta^*)}{d\theta_1}$$

المشتقة  $\frac{da_t(\theta^*)}{d\theta_1}$  يمكن حسابها تكراريا وذلك بإشتقاق طرفي المعادلة  $a_t = x_t - \theta_1 a_{t-1}$  بالنسبة للمعلم  $\theta_1$  لنحصل على

$$\frac{da_t(\theta_1)}{d\theta_1} = \frac{\theta_1 da_{t-1}(\theta_1)}{d\theta_1} + a_{t-1}(\theta_1)$$

و بقيمة أولية  $\frac{da_0(\theta_1)}{d\theta_1} = 0$  . المعادلة

$$a_t(\theta_1) \approx a_t(\theta^*) + (\theta_1 - \theta^*) \frac{da_t(\theta^*)}{d\theta_1}$$

خطية في المعلم  $\theta_1$  وبالتالي بالامكان تصغير مجموع المربعات

$$S_c(\theta_1) = \sum_{t=1}^n a_t^2$$

تحليليا لنحصل علي مقدر جديد وأفضل للمعلم  $\theta_1$  ونكرر هذه العملية بإستبدال  $\theta^*$  بالمقدر الجديد ونستمر حتى يصبح الفرق بين مقدرين تاليين صغير جدا أو النقص في مجموع المربعات صغير جدا. ممكن إستخدام طريقة العزوم لإيجاد القيمة الأولية  $\theta^*$  لكي نحصل على تقارب سريع. طبعا الطريقة السابقة لاتتم يدويا بل تحتاج إلى حاسب لذلك.

يلاحظ أن تقدير المعالم للنموذج في حالة نماذج المتوسط المتحرك او النماذج المختلطة التي تحوي على متوسط متحرك تشكل تعقيدا لأنها تحوي معالم المتوسط المتحرك بشكل غير خطي ولهذا تحتاج إلى طرق عددية لحلها كما شاهدنا في حالة النموذج  $MA(1)$  وهو أبسطها جميعا.

سوف نكتفي في مقررنا هذا على الطريقتين السابقتين ولكن نذكر بعض الطرق الأخرى المستخدمة في تقدير معالم النموذج مثل:

- 1- طريقة الأرجحية العظمى Maximum Likelihood Method
- 2- طريقة المربعات الدنيا غير الشرطية Unconditional Least Squares Method
- 3- طرق التقدير غير الخطية Nonlinear Estimation Methods

## تشخيص واختبار النموذج Model Checking and Diagnostics :

بعد التعرف على نموذج مبدئي وتقدير معالم هذا النموذج نجري بعض التشخيصات على البواقي أو أخطاء التطبيق (انظر تعريف 4) لنرى مدى مطابقة النموذج للمتسلسلة المشاهدة ، ويفترض أن البواقي هي مقدرات لمتسلسلة الضجة البيضاء  $a_t$  والتي نفترض انها موزعة طبيعيا بمتوسط صفري وتباين  $\sigma^2$ . البواقي تعطى بالعلاقة

$$e_t = z_t - \hat{z}_t = \hat{a}_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

أي ان البواقي هي القيم المشاهدة ناقص القيم المطبقة.  
يقوم التشخيص والاختبارات على فحص البواقي والنظر في مدى تحقيقها لفرضيات النموذج والتي هي:

- 1- متوسط صفري
- 2- العشوائية
- 3- عدم الترابط
- 4- موزعة توزيع طبيعي (مستقل ومتطابق بمتوسط صفري وتباين  $\sigma^2$ )  
(  $a_t \sim IIDN(0, \sigma^2)$  )

لهذا فإننا نجري تشخيص وهو مجموعة من الإختبارات علي البواقي لنرى فيما إذا كانت تحقق هذه الشروط وفي هذه الحالة نعتبر النموذج المطبق مقبولا أما إذا فشل احد هذه الإختبارات فيجب علينا إعادة النظر وإقتراح نموذج آخر

### أولا: إختبار المتوسط:

$$H_0 : E(a_t) = 0$$

$$H_1 : E(a_t) \neq 0$$

وهو إختبار بذيلين ونستخدم فيه الإحصائية  $u = \frac{\bar{e}}{se(\bar{e})}$  والتي لها توزيع طبيعي قياسي فعند

مستوى معنوية  $\alpha = 0.05$  نعتبر ان  $E(a_t) = 0$  إذا كانت  $|u| < 1.96$  ( هذا علي إعتبار ان حجم العينة اكبر من 30 وحدة وهذا دائما متحقق للمتسلسلات الزمنية التي ندرسها )

### ثانياً: إختبار العشوائية:

نختبر عشوائية البواقي بواسطة إختبار الجري Runs test حول المتوسط وحول الصفر وهو احد الإختبارات اللامعلمية ( يوجد كثير من الإختبارات للعشوائية يدرسها الطالب في المقرر 241 بحث ولكن نكتفي هنا بهذا الإختبار).

### ثالثاً: إختبار الترابط أو الإستقلال:

يختبر ترابط أو إستقلال البواقي بواسطة إختبار الترابط الذاتي Autocorrelation test وذلك بحساب ورسم الترابطات الذاتية العينية SACF للبواقي ومقارنتها مع دالة الترابط الذاتي لمتسلسلة الضجة البيضاء.  
الإختبار

$$H_0 : \rho_1 = 0$$

$$H_1 : \rho_1 \neq 0$$

حيث الإحصائية  $u = \frac{r_1}{se(r_1)}$  لها توزيع طبيعي قياسي فعند مستوى معنوية  $\alpha = 0.05$  نعتبر

ان  $\rho_1 = 0$  إذا كانت  $|u| < 1.96$ .

### رابعاً: إختبار طبيعية البواقي:

نختبر في ما إذا كانت البواقي موزعة طبيعياً وذلك بعدة طرق مثل:

- 1- إختبار حسن التطابق Goodness of Fit Test ونستخدم الإختبار اللامعلمي كولموجوروف-سميرنوف Kolmogorov-Smirnov Test .
- 2- مخطط الإحتمال الطبيعي Normal Probability Plot .
- 3- مخطط الربيعات-الربيعات Q-Q Plot .

### بعض المعايير الأخرى لإختيار نموذج المناسب:

(1) إحصائية كيو لـ لجنق-بوكس Ljung-Box Q statistic وتختصر LBQ وتستخدم لإختبار الفرضية:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$$

وتعطى بالعلاقة:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{r_k^2}{n-k} \sim \chi^2(K-m)$$

حيث  $m$  عدد المعالم المقدرة في النموذج.



(2) معيار المعلومات الذاتي Automatic Information Criteria وتختصر  $AIC$  وتعطى بالعلاقة:

$$AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

حيث  $m$  عدد المعالم المقدرة في النموذج ونختار النموذج الذي يعطي

$$\min_m AIC(m)$$

### أمثلة وحالات دراسة : Examples and Case Studies

1- البيانات التالية لمتسلسلة زمنية مشاهدة

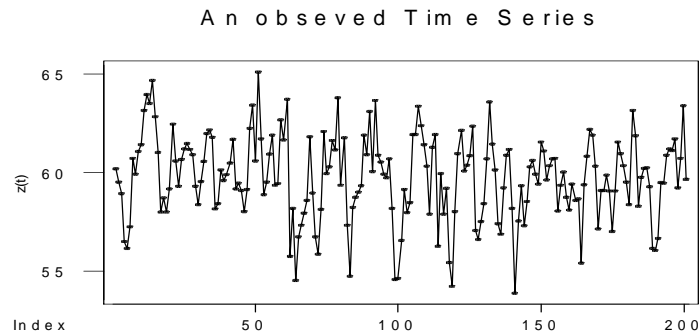
$z(t)$

60.1815	59.5257	58.9275	56.4828	56.1346	57.2318	60.7196	59.9315
61.0640	61.4230	63.1547	63.9622	63.5049	64.6886	62.8556	61.0344
58.0059	58.7108	57.9813	59.1721	62.4654	60.5820	59.3191	60.6643
61.2223	61.4761	61.1856	60.9225	59.3054	58.3755	59.5353	60.5777
61.9753	62.1789	61.8108	58.1483	58.4174	60.1325	59.6004	59.9086
60.4833	61.7008	59.1609	59.4554	59.0903	58.0151	59.1455	62.2658
63.4411	60.5918	65.1325	61.7122	58.8802	59.5333	60.9492	61.9013
59.3478	59.4444	62.6899	61.6708	63.7261	55.7339	58.1690	54.5045
56.7241	57.3334	57.9363	58.5870	61.8370	58.9585	56.7437	55.8451
58.1281	62.1017	59.9443	60.2990	61.6337	61.1520	63.8189	59.3572
61.7840	57.3292	54.7163	58.2273	58.7564	59.0087	59.3402	61.8956
60.9021	63.1070	60.0538	63.6776	60.8942	60.5289	59.9246	59.7252
60.7001	58.1895	54.5550	54.6083	56.5413	59.1567	57.9624	58.4651
61.9462	61.9205	63.3933	62.3827	61.4310	60.3373	57.8803	61.2797
61.9448	56.2599	59.9569	57.8763	59.2086	55.4219	54.2185	58.0143
60.9805	62.1362	60.0855	60.3843	60.8605	62.3728	57.0642	56.6085
57.5151	58.4221	60.6919	63.5907	61.4451	60.1458	57.3940	56.8697
59.2145	60.8962	61.1852	58.1711	53.8560	57.5307	59.3236	57.2961
58.5278	60.3030	60.6201	59.9346	59.4119	61.5614	61.1107	59.6266
60.3550	60.7021	60.7227	58.0423	59.3488	60.0377	58.7336	58.1105
59.4242	58.5790	58.6501	55.4010	59.3839	60.8256	62.1957	61.9152
60.3319	57.1459	59.0970	59.0997	59.8597	59.0780	56.9972	59.0778

61.5555 60.9815 60.3563 59.5097 58.3583 63.1777 61.8685 58.2759  
59.7755 60.2052 60.2513 59.2927 56.1494 56.0309 56.6666 59.5015  
59.4755 60.9013 61.2179 61.1168 61.7218 59.2298 60.7356 63.4124

MINITAB باستخدام الحزمة الإحصائية Time Plot في مخطط زمني المتسلسلة في اولاً نرسم كالتالي:

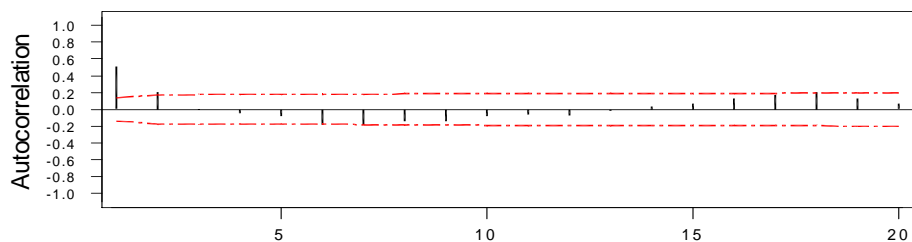
```
MTB > TSPlot 'z(t)';  
SUBC> Index;  
SUBC> TDisplay 11;  
SUBC> Symbol;  
SUBC> Connect;  
SUBC> Title "An obseved Time Series".
```



ثانياً نحسب ونرسم الترابط الذاتي العيني باستخدام الأمر

```
MTB > %ACF 'z(t)';  
SUBC> MAXLAG 20;  
SUBC> TITLE "SACF of observed Time Series".  
Executing from file: H:\MTBWIN\MACROS\ACF.MAC
```

### SACF of observed Time Series

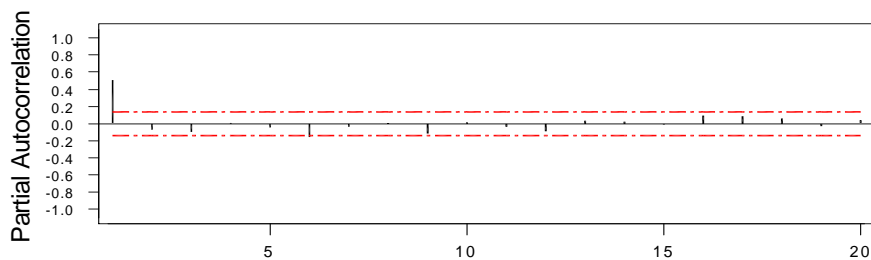


Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.51	7.19	52.48	8	-0.14	-1.50	81.76	15	0.07	0.68	91.23
2	0.20	2.32	60.78	9	-0.14	-1.52	86.14	16	0.13	1.33	94.86
3	-0.00	-0.01	60.78	10	-0.09	-0.90	87.73	17	0.17	1.75	101.33
4	-0.05	-0.59	61.34	11	-0.07	-0.71	88.73	18	0.20	2.06	110.63
5	-0.08	-0.95	62.82	12	-0.08	-0.79	89.97	19	0.12	1.21	113.98
6	-0.18	-2.05	69.92	13	-0.02	-0.21	90.05	20	0.06	0.61	114.86
7	-0.19	-2.09	77.58	14	0.03	0.32	90.27				

ثالثا نحسب ونرسم الترابط الذاتي الجزئي العيني باستخدام الأمر

```
MTB > %PACF 'z(t)';
SUBC> MAXLAG 20;
SUBC> TITLE"SPACF of obseved Time Series".
Executing from file: H:\MTBW\WIN\MACROS\PACF.MAC
```

### SPACF of obseved Time Series



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.51	7.19	8	-0.01	-0.12	15	-0.02	-0.23
2	-0.08	-1.07	9	-0.12	-1.63	16	0.09	1.28
3	-0.10	-1.38	10	0.01	0.16	17	0.08	1.20
4	0.00	0.04	11	-0.04	-0.60	18	0.06	0.86
5	-0.05	-0.73	12	-0.09	-1.34	19	-0.03	-0.45
6	-0.16	-2.34	13	0.03	0.39	20	0.04	0.52
7	-0.04	-0.50	14	0.02	0.32			

من أنماط الترابط الذاتي و الترابط الذاتي الجزئي العيني نلاحظ ان المتسلسلة تتبع نموذج AR(1) ولهذا نطبق النموذج المقترح علي المشاهدات باستخدام الأمر

```
MTB > Name c7 = 'RESI1'
MTB > ARIMA 1 0 0 'z(t)' 'RESI1';
```

```

SUBC> Constant;
SUBC> Forecast 5 c4 c5 c6;
SUBC> GACF;
SUBC> GPACF;
SUBC> GHistogram;
SUBC> GNormalplot.

```

## ARIMA Model

ARIMA model for  $z(t)$

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	839.667	0.100	53.870
1	746.819	0.250	44.876
2	695.840	0.400	35.883
3	685.086	0.502	29.769
4	685.054	0.507	29.458
5	685.054	0.507	29.443

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.5073	0.0611	8.30
Constant	29.4429	0.1309	224.98
Mean	59.7571	0.2656	

Number of observations: 201

Residuals: SS = 685.020 (backforecasts excluded)  
MS = 3.442 DF = 199

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

Lag	12	24	36
48			
Chi-Square	10.8(DF=11)	27.6(DF=23)	35.9(DF=35)
	45.0(DF=47)		

Forecasts from period 201

Period	Forecast	95 Percent Limits	
		Lower	Upper
Actual			
202	59.7079	56.0707	63.3451
203	59.7322	55.6537	63.8106
204	59.7445	55.5600	63.9290
205	59.7507	55.5394	63.9620
206	59.7539	55.5357	63.9721

ونستنتج التالي:

1- النموذج المقترح هو

$$z_t = 59.76 + 0.51(z_{t-1} - 59.76) + a_t, \quad a_t \sim WN(0, 3.44)$$

2- المعالم المقدرة وإنحرافها المعياري وقيمة t لها هي:

$$\hat{\phi}_1 = 0.51, \quad s.e.(\hat{\phi}_1) = 0.061, \quad t = 8.3$$

$$\hat{\mu} = 59.76, \quad s.e.(\hat{\mu}) = 0.66$$

$$\hat{\delta} = 29.44, \quad s.e.(\hat{\delta}) = 0.131, \quad t = 224.98$$

$$\hat{\sigma}^2 = 3.44, \quad \text{with } d.f. = 199$$

رابعا نفحص البواقي:

1- إختبار متوسط البواقي

```
MTB > ZTest 0.0 1.855 'RESI1';
SUBC> Alternative 0;
SUBC> GHistogram;
SUBC> GDotplot;
SUBC> GBoxplot.
```

### Z-Test

Test of mu = 0.000 vs mu not = 0.000

The assumed sigma = 1.85

Variable	N	Mean	StDev	SE Mean	Z	P
RESI1	201	-0.002	1.851	0.131	-0.01	0.99

لانرفض الفرضية الصفرية بأن المتوسط يساوي الصفر

2- إختبار عشوائية البواقي

MTB > Runs 0 'RESI1'.

### Runs Test

RESI1

K = 0.0000

The observed number of runs = 94

The expected number of runs = 101.0796

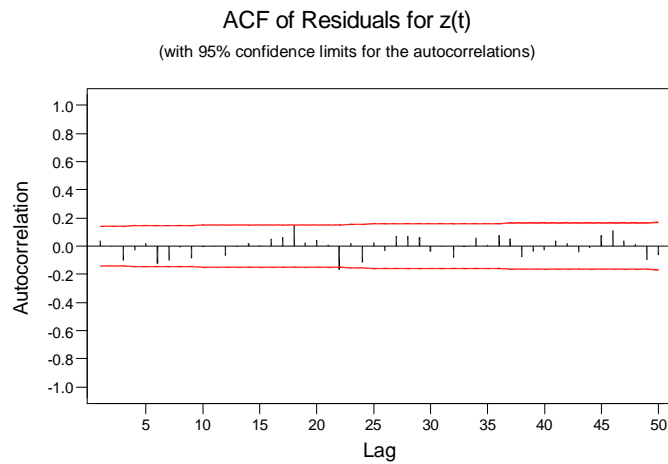
107 Observations above K 94 below

The test is significant at 0.3149

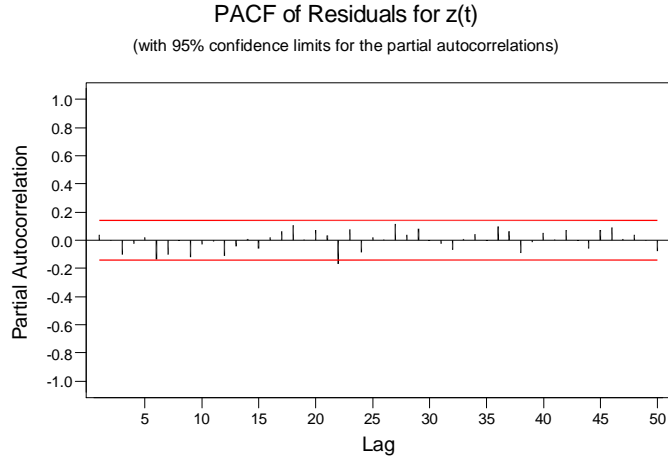
Cannot reject at alpha = 0.05

لانرفض الفرضية الصفرية بأن البواقي عشوائية

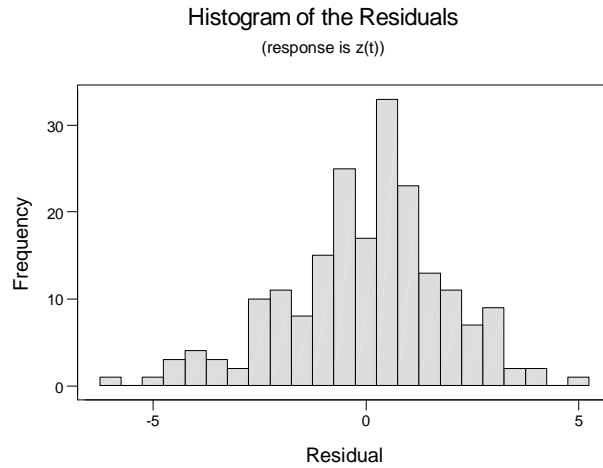
3- الترابط الذاتي للبواقي



4- الترابط الذاتي الجزئي للبواقي

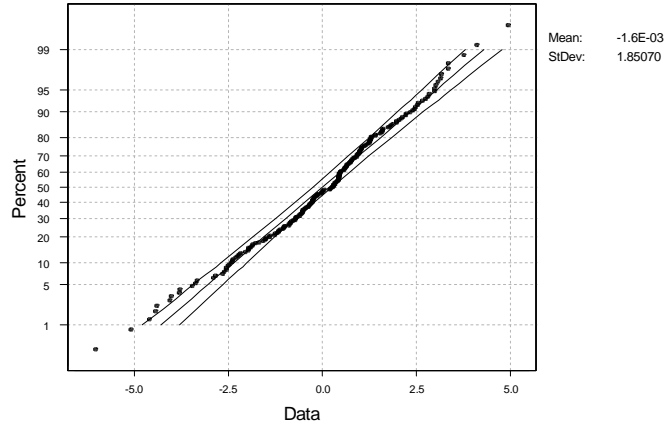


نلاحظ ان أنماط الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي تتبع أنماط متسلسلة الضجة البيضاء  
 5- إختبار طبيعية البواقي :  
 1- نرسم المضلع التكراري للبواقي



نلاحظ أنه متناظر وله شكل التوزيع الطبيعي تقريبا. وهذا لا يكفي بل يجب ان ننظر الى:  
 ب- رسم الاحتمال الطبيعي Normal Probability Plot

Normal Probability Plot for RESI1

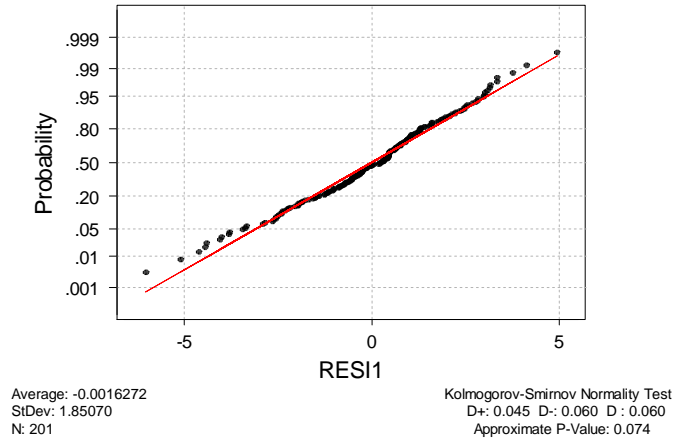


واضح من الرسم أن البواقي طبيعية وللتأكد نقوم:

ج- باختبار K-S Test لطبيعية البواقي

```
MTB > %NormPlot 'RESI1';
SUBC> Kstest;
SUBC> Title "Normal Test for Residuals".
Executing from file: H:\MTBWIN\MACROS\NormPlot.MAC
```

Normal Test for Residuals



ونلاحظ التالي:

الإختبار هو

$$H_0 : \text{Residuals} \sim N(0, 3.44)$$

$$H_1 : \text{Residuals} \not\sim N(0, 3.44)$$

إختبار كولموجوروف-سميرنوف اعطى

$$D^+ = 0.045, \quad D^- = 0.06, \quad D = 0.06$$



ال P-Value للاختبار هي 0.074 وهي أكبر من  $\alpha=0.05$  أي اننا لانرفض الفرضية الصفرية.

### توليد تنبؤات:

استخدمنا النموذج للتنبؤ عن 5 قيم مستقبلية

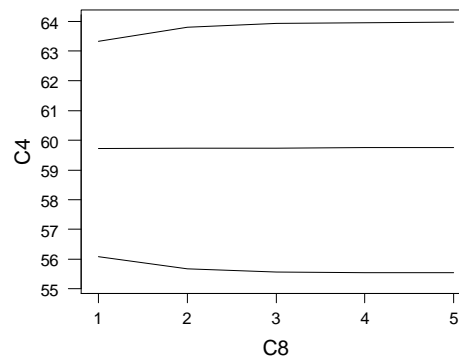
Forecasts from period 201

Period	Forecast	95 Percent Limits		Actual
		Lower	Upper	
202	59.7079	56.0707	63.3451	
203	59.7322	55.6537	63.8106	
204	59.7445	55.5600	63.9290	
205	59.7507	55.5394	63.9620	
206	59.7539	55.5357	63.9721	

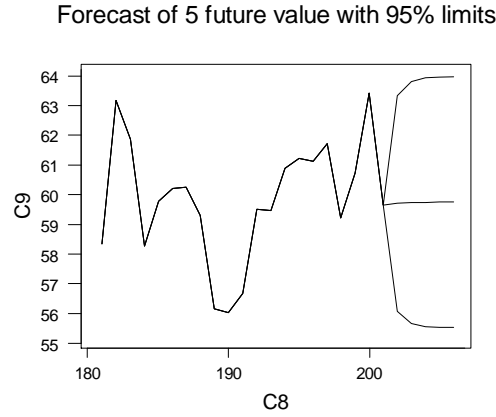
ونرسمها بالأمر التالي

```
Plot C4*C8 C5*C8 C6*C8;  
SUBC> Connect;  
SUBC> Type 1;  
SUBC> Color 1;  
SUBC> Size 1;  
SUBC> Title "Forecast of 5 future value with 95%  
limits";  
SUBC> Overlay.
```

Forecast of 5 future value with 95% limits



والرسم التالي يعطي الجزء الأخير من المتسلسلة مع التنبؤات وفترات التنبؤ.



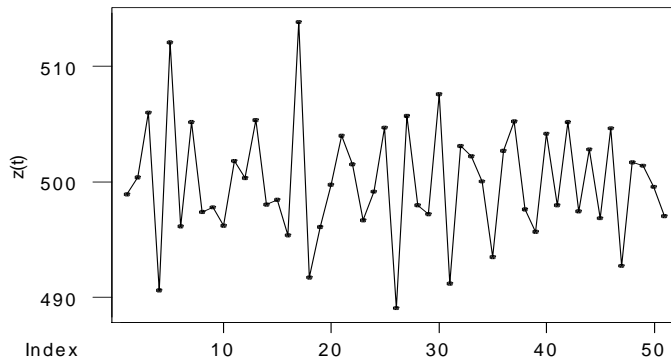
2- البيانات التالية لمتسلسلة زمنية مشاهدة

$z(t)$

499.148 496.650 511.026 488.539 498.440 507.382 496.208 494.948  
 503.975 501.649 489.348 506.040 496.678 502.233 498.429 503.170  
 498.758 502.969 498.229 501.605 493.371 505.884 496.227 496.806  
 493.057 506.459 502.545 497.785 506.329 496.665 491.923 504.340  
 499.890 494.559 503.107 502.891 498.598 500.074 499.260 496.372  
 507.416 500.508 496.830 491.981 516.373 492.286 500.356 503.506  
 498.090 498.319 507.020 493.161 499.217 508.489 494.033 496.062  
 504.877 498.304 495.355 505.581 495.000 504.965 497.393 501.521  
 494.918 501.527 504.712 501.064 492.352 500.664 495.431 507.886  
 499.173 494.833 504.072 497.883 495.423 507.072 496.285 506.345  
 496.765 504.129 495.737 500.744 505.577 485.991 507.673 507.735  
 482.567 507.594 503.580 493.866 501.819 500.921 503.415 497.295  
 500.989 498.294 501.700 495.868 501.175 503.852 499.783 497.642  
 501.331 496.932 507.582 494.885 504.666 498.380 496.181 510.287  
 489.314 504.394 501.928 494.814 509.407 498.060 497.133 496.029  
 502.720 499.982 503.325 495.954 504.408 500.199 494.878 503.134  
 502.489 498.640 500.484 493.552 501.417 504.785 497.943 501.634  
 495.691 502.173 502.066 497.130 492.318 505.517 499.299 499.611

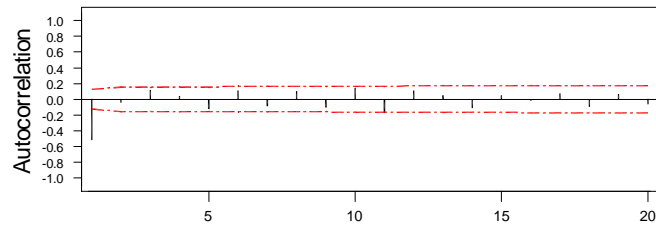
496.252 504.346 501.082 497.626 496.757 505.475 498.787 500.388  
 499.279 504.913 493.843 506.259 498.403 497.462 499.467 505.987  
 498.169 500.712 498.571 504.085 491.707 504.817 502.933 493.858  
 497.015 504.204 501.703 490.683 505.429 504.336 495.430 494.857  
 503.195 506.403 498.599 487.344 514.220 490.887 511.741 497.861  
 500.252 502.721 500.256 494.614 502.414 503.465 501.999 493.017  
 498.158 503.746 497.643 507.438 491.418 506.649 496.078 498.931  
 500.409 506.001 490.619 512.122 496.150 505.218 497.413 497.794  
 496.225 501.827 500.324 505.367 498.016 498.477 495.353 513.900  
 491.726 496.063 499.779 504.012 501.542 496.680 499.134 504.717  
 489.032 505.709 497.956 497.231 507.590 491.202 503.130 502.209  
 500.024 493.502 502.681 505.234 497.647 495.699 504.174 497.992  
 505.194 497.421 502.823 496.877 504.640 492.716 501.701 501.387  
 499.574 497.048

اولا : سوف نرسم فقط 50 مشاهدة من هذه المتسلسلة



ثانيا: نحسب ونرسم الترابط الذاتي العيني:

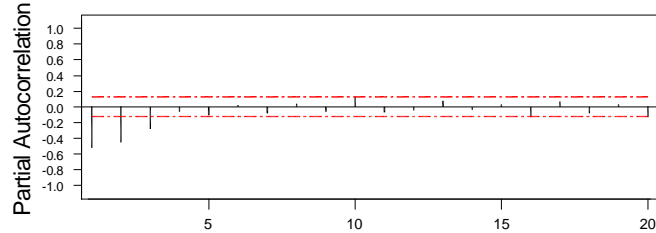
Autocorrelation Function for z(t)



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.53	-8.38	71.03	8	0.10	1.19	87.98	15	0.05	0.60	113.33
2	-0.05	-0.64	71.68	9	-0.11	-1.31	91.01	16	-0.02	-0.26	113.47
3	0.12	1.52	75.39	10	0.15	1.77	96.64	17	0.07	0.82	114.85
4	0.04	0.52	75.83	11	-0.18	-2.16	105.32	18	-0.10	-1.16	117.65
5	-0.13	-1.61	80.08	12	0.11	1.25	108.35	19	0.07	0.75	118.81
6	0.11	1.39	83.33	13	0.05	0.56	108.97	20	-0.06	-0.73	119.93
7	-0.09	-1.13	85.52	14	-0.12	-1.36	112.61				

ثالثا: نحسب ونرسم الترابط الذاتي الجزئي العيني:

Partial Autocorrelation Function for z(t)



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	-0.53	-8.38	8	0.04	0.65	15	0.03	0.49
2	-0.46	-7.28	9	-0.07	-1.09	16	-0.13	-2.09
3	-0.29	-4.52	10	0.12	1.94	17	0.06	1.01
4	-0.07	-1.08	11	-0.07	-1.15	18	-0.08	-1.32
5	-0.11	-1.71	12	-0.04	-0.71	19	0.03	0.44
6	0.02	0.30	13	0.08	1.19	20	-0.13	-2.07
7	-0.09	-1.36	14	-0.04	-0.59			

من الأنماط المشاهدة نلاحظ ان المتسلسلة قد تتبع نموذج MA(1) وتطبيق هذا النموذج نجد

```
MTB > Name c7 = 'RESI1'
MTB > ARIMA 0 0 1 'z(t)' 'RESI1';
SUBC> Constant;
SUBC> Forecast 5 c4 c5 c6;
SUBC> GACF;
SUBC> GPACF;
SUBC> GHistogram;
SUBC> GNormalplot.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for  $z(t)$

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	6081.19	0.100	500.046
1	5265.34	0.250	500.004
2	4615.22	0.400	499.980
3	4109.70	0.550	499.967
4	3766.60	0.700	499.960
5	3727.32	0.841	499.959
6	3687.70	0.797	499.963
7	3687.08	0.790	499.962
8	3687.07	0.791	499.962
9	3687.07	0.790	499.962

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
MA 1	0.7905	0.0386	20.50
Constant	499.962	0.051	9708.40
Mean	499.962	0.051	

Number of observations: 250

Residuals: SS = 3684.13 (backforecasts excluded)  
MS = 14.86 DF = 248

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	26.7(DF=11)	35.9(DF=23)	63.1(DF=35)	82.8(DF=47)

Forecasts from period 250

Period	Forecast	95 Percent Limits		Actual
		Lower	Upper	
251	502.256	494.700	509.812	
252	499.962	490.330	509.593	
253	499.962	490.330	509.593	
254	499.962	490.330	509.593	

255                      499.962                      490.330                      509.593

ونستنتج التالي:

1- النموذج المقترح هو

$$z_t = 499.962 + a_t - 0.7905a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, 14.86)$$

2- المعالم المقدرة وإنحرافها المعياري وقيمة t لها هي:

$$\hat{\theta}_1 = 0.7905, \quad s.e.(\hat{\theta}_1) = 0.0386, \quad t = 20.50$$

$$\hat{\mu} = \hat{\delta} = 499.962, \quad s.e.(\hat{\delta}) = 0.051, \quad t = 9708.40$$

$$\hat{\sigma}^2 = 14.86, \quad \text{with } d.f. = 248$$

رابعا نفحص البواقي:

1- إختبار متوسط البواقي

```
MTB > ZTest 0.0 3.847 'RESI1';  
SUBC> Alternative 0.
```

### Z-Test

Test of mu = 0.000 vs mu not = 0.000  
The assumed sigma = 3.85

Variable	N	Mean	StDev	SE Mean	Z	P
RESI1	250	-0.007	3.847	0.243	-0.03	0.98

لانرفض الفرضية الصفرية بأن المتوسط يساوي الصفر

2- إختبار عشوائية البواقي

```
MTB > Runs 0 'RESI1'.
```

### Runs Test

RESI1

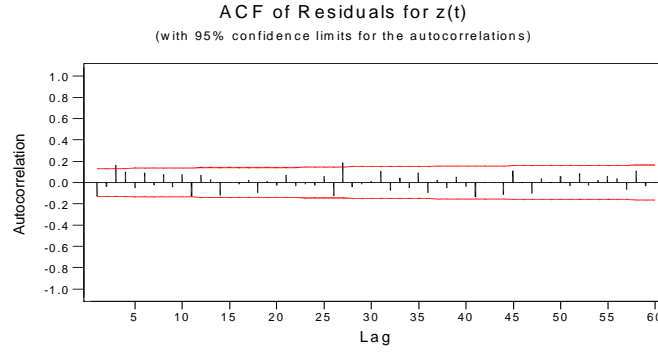
K = 0.0000

The observed number of runs = 134  
The expected number of runs = 125.9920  
126 Observations above K 124 below

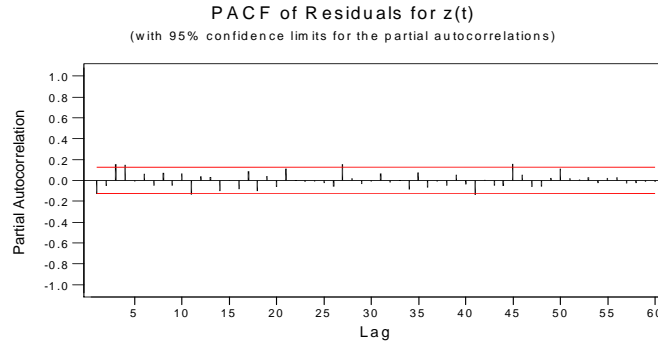
The test is significant at 0.3103  
Cannot reject at alpha = 0.05

لأنرفض الفرضية الصفرية بأن البواقي عشوائية

### 3- الترابط الذاتي للبواقي



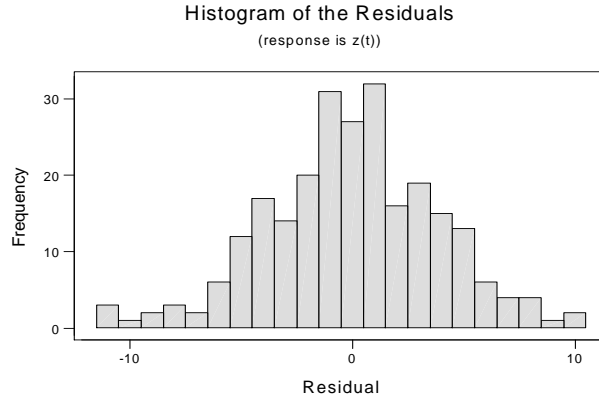
### 4- الترابط الذاتي الجزئي للبواقي



نلاحظ ان أنماط الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي تتبع أنماط متسلسلة الضجة البيضاء

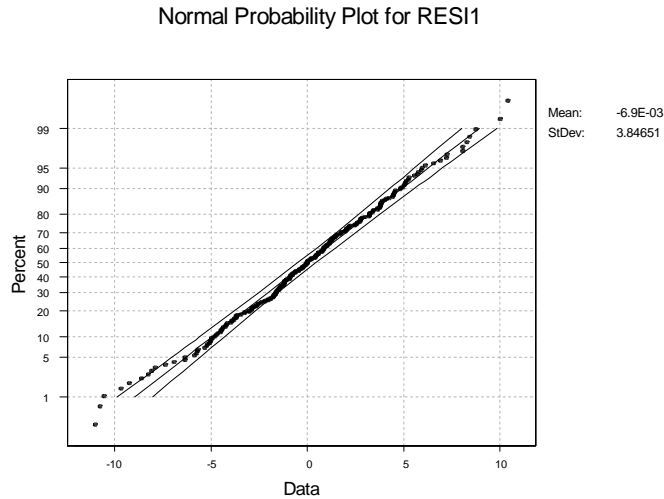
5- إختبار طبيعية البواقي :

1- نرسم المضع التكراري للبواقي



نلاحظ أنه متناظر وله شكل التوزيع الطبيعي تقريبا. وهذا لا يكفي بل يجب ان ننظر الى:

ب- رسم الاحتمال الطبيعي Normal Probability Plot



واضح من الرسم أن البواقي طبيعية وللتأكد نقوم:

ج- بإختبار K-S Test لطبيعية البواقي

```
MTB > %Qqplot 'RESI1';
```

```
SUBC> Conf 95;
```

```
SUBC> Ci.
```

```
Executing from file: H:\MTBWIN\MACROS\Qqplot.MAC
```

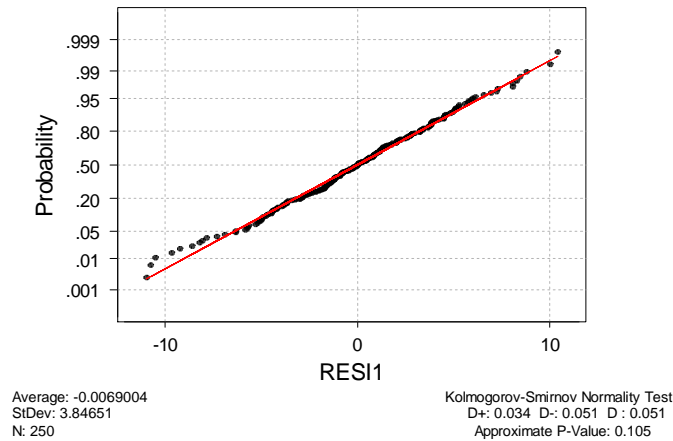
## Distribution Function Analysis

Normal Dist. Parameter Estimates



```
Data      : RESI1
Mean:     -6.9E-03
StDev:    3.84651
MTB > %NormPlot 'RESI1';
SUBC> Kstest.
Executing from file: H:\MTBWIN\MACROS\NormPlot.MAC
```

Normal Probability Plot



إختبار كولموجوروف-سميرنوف اعطى

$$D^+ = 0.034, \quad D^- = 0.051, \quad D = 0.051$$

الـ P-Value للإختبار هي 0.105 وهي أكبر من  $\alpha = 0.05$  أي اننا لانرفض الفرضية ان البواقى موزعة طبيعياً.

### توليد تنبؤات:

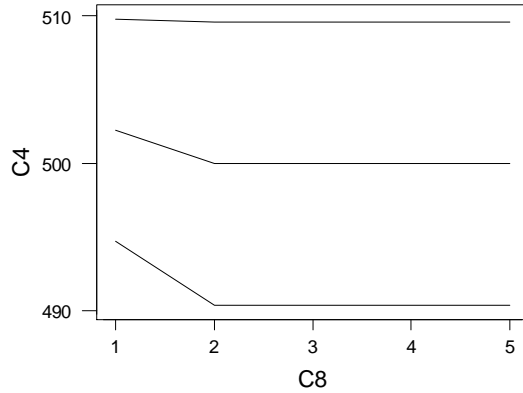
استخدمنا النموذج للتنبؤ عن 5 قيم مستقبلية

Forecasts from period 250

Period	Forecast	95 Percent Limits		Actual
		Lower	Upper	
251	502.256	494.700	509.812	
252	499.962	490.330	509.593	
253	499.962	490.330	509.593	
254	499.962	490.330	509.593	
255	499.962	490.330	509.593	

والرسم التالي يعطي التنبؤات مع فترات 95% تنبؤ

Forecast of 5 future values with 95% limits



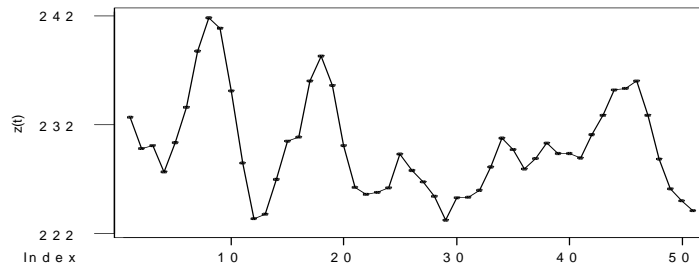
### 3- البيانات التالية لمتسلسلة زمنية مشاهدة

$z(t)$

229.574	227.346	230.260	229.903	226.778	226.641	226.760	224.678
224.077	225.772	223.390	222.482	221.562	222.515	224.063	227.500
230.713	234.323	236.033	236.488	232.308	229.136	225.663	221.632
215.405	213.619	217.433	223.408	232.653	239.577	238.463	234.178
228.758	221.484	217.123	218.067	222.156	227.621	232.209	233.005
234.678	236.419	235.744	229.359	229.331	229.564	230.102	232.432
234.155	233.918	235.767	234.668	231.319	231.633	231.121	228.189
227.075	226.765	224.927	225.721	225.734	227.982	229.848	231.718
230.421	228.200	228.472	230.888	230.122	227.859	223.115	222.468
224.663	225.799	228.227	229.851	228.225	228.618	228.418	231.163
233.335	236.399	236.659	235.024	235.122	228.989	224.483	226.479
223.571	222.523	225.196	226.724	228.198	229.792	232.738	234.207
234.561	232.976	231.266	227.812	224.928	225.447	228.163	230.455
232.473	232.067	233.891	233.841	234.707	234.825	232.232	233.640
231.653	230.148	230.327	228.922	231.665	235.224	236.562	233.725
230.146	227.077	227.032	227.089	229.575	233.044	233.427	233.089
233.444	233.256	232.820	228.954	224.747	224.207	225.484	228.655
230.076	231.062	232.461	232.152	226.865	222.819	220.782	220.958
221.171	224.050	228.727	232.135	232.027	232.315	232.030	231.531
230.582	232.032	231.411	232.684	233.852	233.127	230.938	231.363

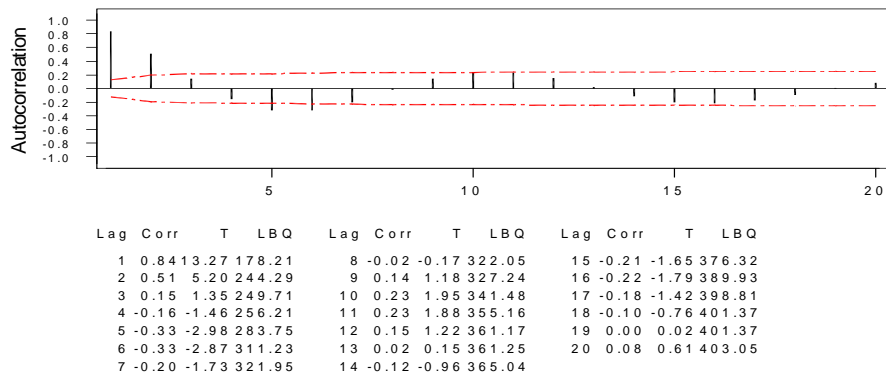
232.344 233.622 233.799 235.038 232.160 229.733 229.757 228.285  
 224.880 223.599 225.273 223.994 224.258 227.948 230.636 229.320  
 227.449 229.100 231.898 228.203 228.606 227.046 230.713 235.587  
 239.660 242.860 243.963 239.883 234.243 230.662 230.360 228.729  
 225.860 225.123 225.070 229.486 231.265 234.107 234.625 232.700  
 229.792 230.082 227.643 230.342 233.628 238.762 241.821 240.884  
 235.112 228.468 223.381 223.795 226.994 230.499 230.865 236.017  
 238.292 235.623 230.088 226.271 225.616 225.771 226.222 229.321  
 227.805 226.745 225.447 223.250 225.291 225.358 225.985 228.141  
 230.794 229.727 227.934 228.920 230.296 229.369 229.352 228.958  
 231.092 232.891 235.210 235.339 236.029 232.881 228.837 226.114  
 225.020 224.096

اولا نرسم المتسلسلة في مخطط زمني Time Plot باستخدام الحزمة الإحصائية MINITAB  
 كالتالي: (50 مشاهدة فقط)



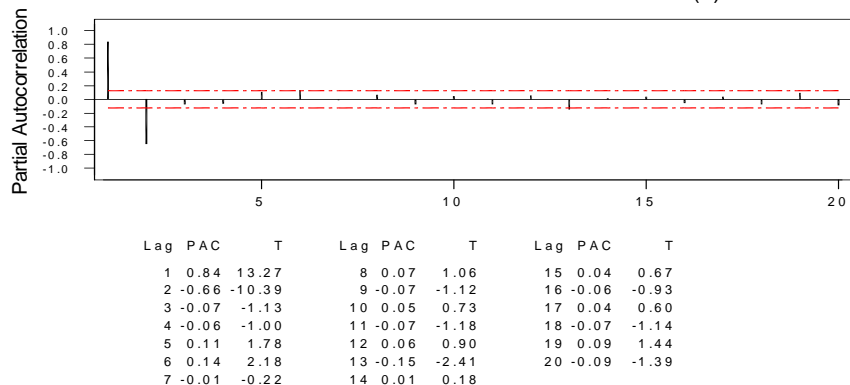
ثانيا نحسب ونرسم الترابط الذاتي العيني

Autocorrelation Function for  $z(t)$



ثالثا نحسب ونرسم الترابط الذاتي الجزئي العيني

Partial Autocorrelation Function for  $z(t)$



من أنماط الترابط الذاتي و الترابط الذاتي الجزئي العيني نلاحظ ان المتسلسلة تتبع نموذج AR(2) ولهذا نطبق النموذج المقترح علي المشاهدات

```
MTB > Name c7 = 'RESI1'
MTB > ARIMA 2 0 0 'z(t)' 'RESI1';
SUBC> Constant;
SUBC> Forecast 10 c4 c5 c6;
SUBC> GACF;
SUBC> GPACF;
SUBC> GHistogram;
SUBC> GNormalplot.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for  $z(t)$

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters		
0	4257.23	0.100	0.100	183.784
1	3528.31	0.250	0.012	169.535
2	2889.23	0.400	-0.076	155.360
3	2338.97	0.550	-0.165	141.201
4	1877.39	0.700	-0.253	127.051
5	1504.46	0.850	-0.342	112.913
6	1220.13	1.000	-0.430	98.789
7	1024.34	1.150	-0.519	84.690
8	916.97	1.300	-0.608	70.623
9	894.38	1.402	-0.668	61.154
10	894.31	1.408	-0.672	60.670
11	894.31	1.408	-0.672	60.646

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	1.4079	0.0473	29.78
AR 2	-0.6720	0.0474	-14.19
Constant	60.6458	0.1203	504.11
Mean	229.638	0.456	

Number of observations: 250

Residuals: SS = 893.567 (backforecasts excluded)

MS = 3.618 DF = 247

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

Lag 12 24 36 48

Chi-Square 17.5(DF=10) 27.2(DF=22) 49.7(DF=34) 67.7(DF=46)

Forecasts from period 250

Period	Forecast	95 Percent Limits		Actual
		Lower	Upper	
251	224.939	221.211	228.668	
252	226.747	220.308	233.186	

253	228.725	220.642	236.808
254	230.296	221.546	239.045
255	231.177	222.311	240.044
256	231.363	222.494	240.233
257	231.033	222.070	239.996
258	230.442	221.327	239.558
259	229.833	220.600	239.067
260	229.372	220.090	238.655

ونستنتج التالي:

1- النموذج المقترح هو

$$z_t = 60.6458 + 1.4079z_{t-1} - 0.672z_{t-2} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, 3.618)$$

2- المعالم المقدرة وإنحرافها المعياري وقيمة t لها هي:

$$\hat{\phi}_1 = 1.4079, \quad s.e.(\hat{\phi}_1) = 0.0473, \quad t = 29.78$$

$$\hat{\phi}_2 = -0.672, \quad s.e.(\hat{\phi}_2) = 0.0474, \quad t = -14.19$$

$$\hat{\mu} = 229.638, \quad s.e.(\hat{\mu}) = 0.456$$

$$\hat{\delta} = 60.6458, \quad s.e.(\hat{\delta}) = 0.1203, \quad t = 504.11$$

$$\hat{\sigma}^2 = 3.618, \quad \text{with } d.f. = 247$$

رابعاً نفحص البواقي:

1- إختبار متوسط البواقي

```
MTB > ZTest 0.0 3.618 'RESI1';
SUBC> Alternative 0.
```

### Z-Test

Test of mu = 0.000 vs mu not = 0.000

The assumed sigma = 3.62

Variable	N	Mean	StDev	SE Mean	Z	P
RESI1	250	-0.005	1.894	0.229	-0.02	0.98

لانرفض الفرضية الصفرية بأن المتوسط يساوي الصفر

## 2- إختبار عشوائية البواقي

MTB > Runs 0 'RESI1'.

### Runs Test

RESI1

K = 0.0000

The observed number of runs = 125

The expected number of runs = 125.8720

129 Observations above K 121 below

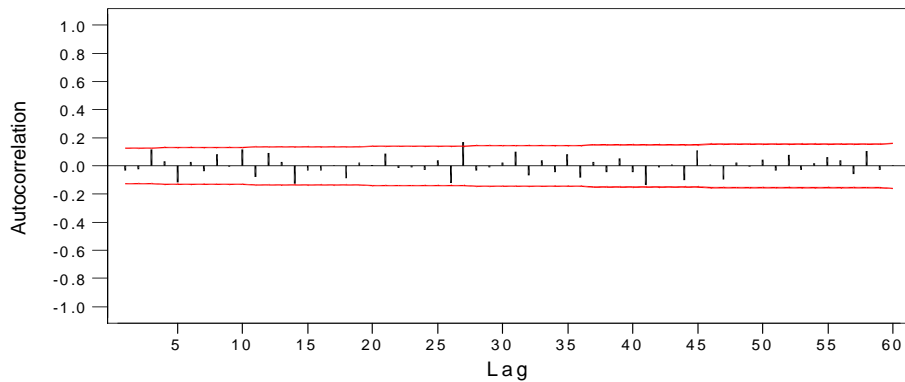
The test is significant at 0.9119

Cannot reject at alpha = 0.05

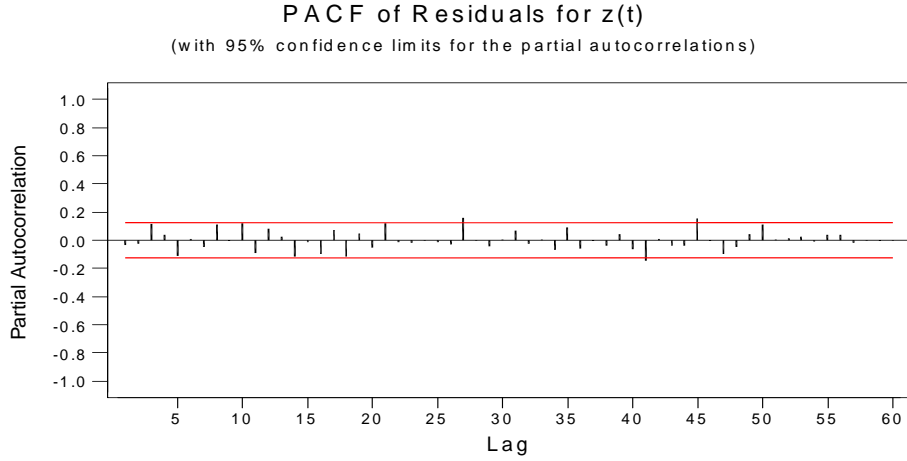
لانرفض الفرضية الصفرية بأن البواقي عشوائية

## 3- الترابط الذاتي للبواقي

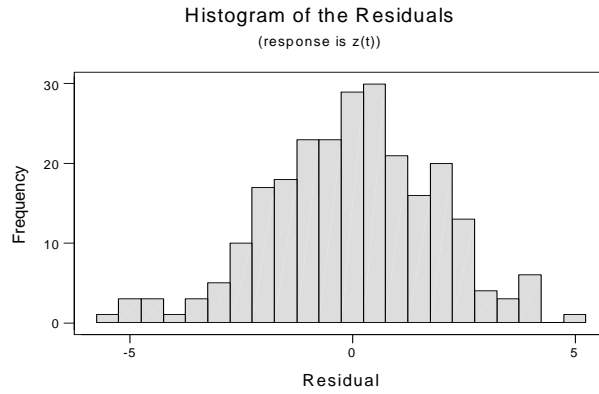
ACF of Residuals for  $z(t)$   
(with 95% confidence limits for the autocorrelations)



## 4- الترابط الذاتي الجزئي للبواقي



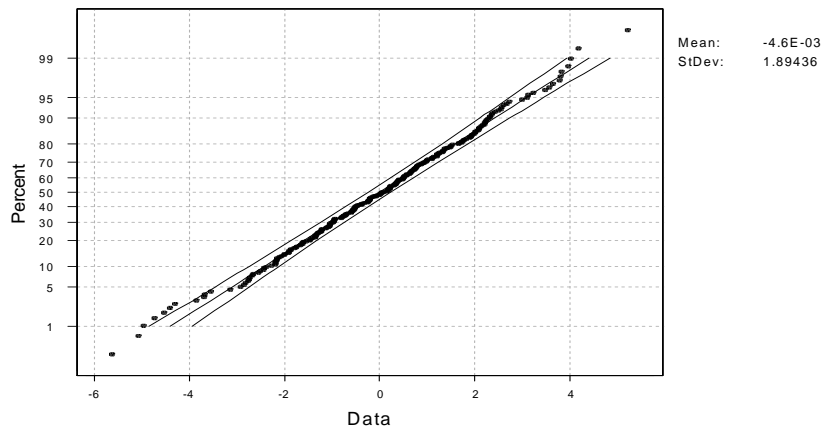
نلاحظ ان أنماط الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي تتبع أنماط متسلسلة الضجة البيضاء  
 5- إختبار طبيعية البواقي :  
 ا- نرسم المضلع التكراري للبواقي



نلاحظ أنه متناظر ولة شكل التوزيع الطبيعي تقريبا. وهذا لا يكفي بل يجب ان ننظر الى:  
 ب- رسم الاحتمال الطبيعي Normal Probability Plot



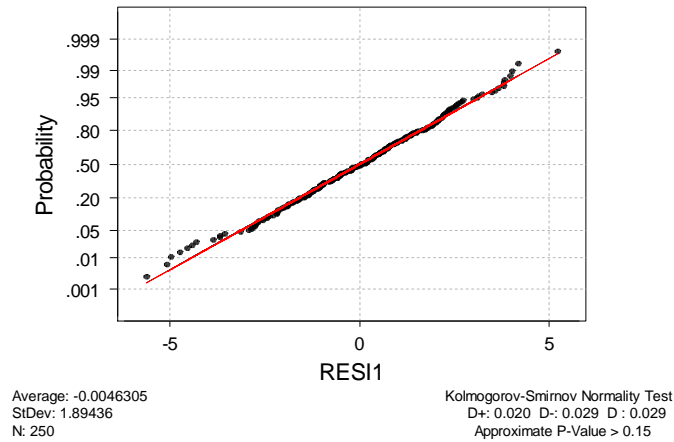
Normal Probability Plot for RESI1



واضح من الرسم أن البواقي طبيعية وللتأكد نقوم:

ج- باختبار K-S Test لطبيعية البواقي

Normal Probability Plot



إختبار كولموجوروف-سميرنوف اعطى الـ P-Value للإختبار هي 0.15 وهي أكبر من  $\alpha = 0.05$  أي اننا لانرفض فرضية طبيعية البواقي.

### توليد تنبؤات:

استخدمنا النموذج للتنبؤ عن 10 قيم مستقبلية

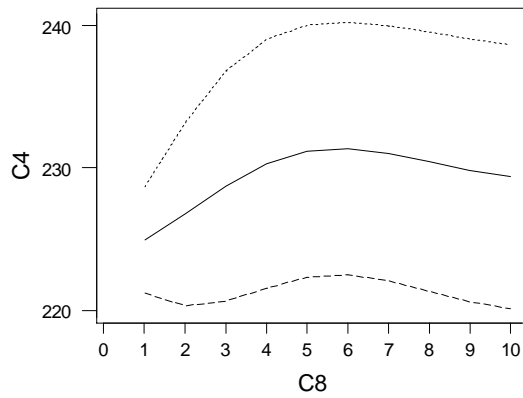
Forecasts from period 250

Period	Forecast	95 Percent Limits		Actual
		Lower	Upper	
251	224.939	221.211	228.668	
252	226.747	220.308	233.186	

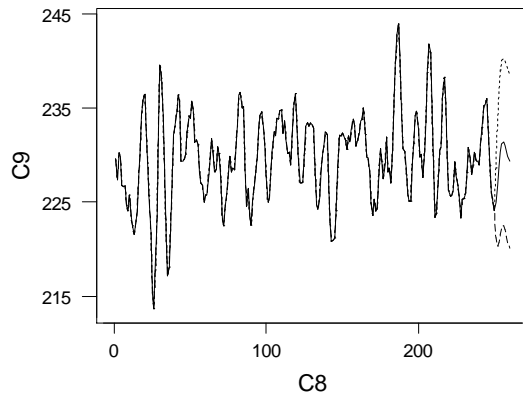
253	228.725	220.642	236.808
254	230.296	221.546	239.045
255	231.177	222.311	240.044
256	231.363	222.494	240.233
257	231.033	222.070	239.996
258	230.442	221.327	239.558
259	229.833	220.600	239.067
260	229.372	220.090	238.655

والرسم التالي يعطي التنبؤات و 95% فترات تنبؤ

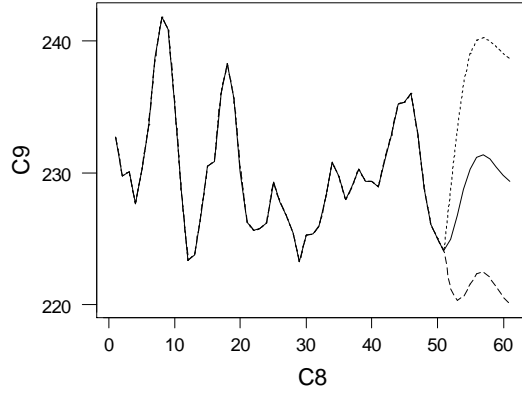
Forecast of 10 future values with 95% limits



Forecast of 10 future values with 95% limits



Forecast of 10 future values with 95% limits



الشكل الأول يبين المتسلسلة الزمنية بأكملها مع التنبؤات والشكل الثاني للخمسين قيمة الأخيرة مع التنبؤات لتوضيح شكل دالة التنبؤ.

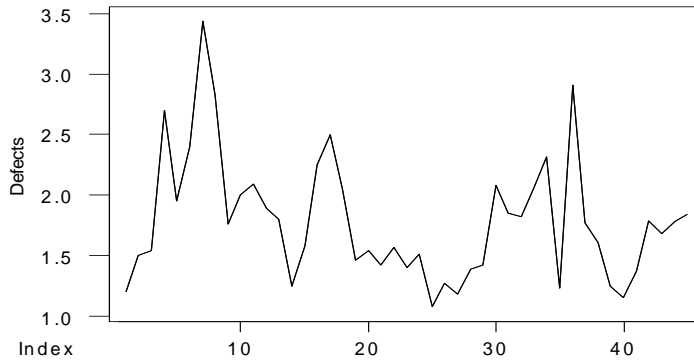
### حالة دراسة:

المتسلسلة التالية المتوسط اليومي لعدد التلفزيونات المعيبة في خط إنتاج مصنع ما (اقرأ سطرا بسطر)

Defects

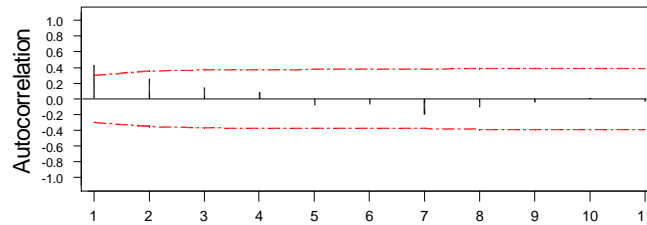
1.20	1.50	1.54	2.70	1.95	2.40	3.44	2.83	1.76	2.00
2.09	1.89	1.80	1.25	1.58	2.25	2.50	2.05	1.46	1.54
1.42	1.57	1.40	1.51	1.08	1.27	1.18	1.39	1.42	2.08
1.85	1.82	2.07	2.32	1.23	2.91	1.77	1.61	1.25	1.15
1.37	1.79	1.68	1.78	1.84					

المخطط الزمني للمتسلسلة



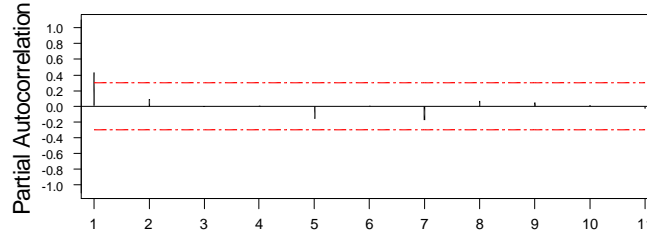
### الترابط الذاتي والذاتي الجزئي

Autocorrelation Function for Defects



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.43	2.88	8.84	8	-0.11	-0.57	17.25
2	0.26	1.49	12.18	9	-0.05	-0.27	17.41
3	0.14	0.77	13.18	10	-0.01	-0.04	17.41
4	0.08	0.43	13.50	11	-0.04	-0.19	17.50
5	-0.09	-0.46	13.89				
6	-0.07	-0.39	14.18				
7	-0.21	-1.10	16.57				

Partial Autocorrelation Function for Defects



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.43	2.88	8	0.07	0.44
2	0.09	0.63	9	0.05	0.35
3	-0.00	-0.01	10	0.01	0.09
4	0.00	0.00	11	-0.03	-0.23
5	-0.16	-1.07			
6	0.00	0.02			
7	-0.18	-1.19			

لإختيار النموذج المناسب سوف نستخدم معيار المعلومات الذاتي  $AIC$  والذي يعطى بالعلاقة:

$$AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

حيث  $m$  عدد المعالم المقدرة في النموذج ونختار النموذج الذي يعطي

$$\min_m AIC(m)$$

سوف نطبق النماذج علي التوالي:

```
MTB > ARIMA 1 0 0 'Defects' 'RESI1';  
SUBC> Constant;
```

### ARIMA Model

ARIMA model for Defects

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.4421	0.1365	3.24
Constant	0.99280	0.06999	14.19
Mean	1.7795	0.1254	

Number of observations: 45

Residuals: SS = 9.47811 (backforecasts excluded)  
MS = 0.22042 DF = 43

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

Lag	12	24	36
48			

Chi-Square 4.9 (DF=11) 8.9 (DF=23) 30.9 (DF=35)

\* (DF= \*)

```
MTB > ARIMA 2 0 0 'Defects' 'RESI2';  
SUBC> Constant;
```

### ARIMA Model

ARIMA model for Defects

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.3999	0.1533	2.61
AR 2	0.0989	0.1531	0.65
Constant	0.89019	0.07047	12.63
Mean	1.7762	0.1406	

Number of observations: 45

Residuals: SS = 9.38567 (backforecasts excluded)  
MS = 0.22347 DF = 42

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

Lag	12	24	36
48			
Chi-Square	4.0(DF=10)	8.1(DF=22)	28.8(DF=34)
* (DF= *)			

MTB > ARIMA 1 0 1 'Defects' 'RESI3';

SUBC> Constant;

## ARIMA Model

ARIMA model for Defects

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.5983	0.2691	2.22
MA 1	0.1926	0.3294	0.58
Constant	0.71334	0.05693	12.53
Mean	1.7759	0.1417	

Number of observations: 45

Residuals: SS = 9.39423 (backforecasts excluded)  
MS = 0.22367 DF = 42

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

```

Lag                12                24                36
48
Chi-Square         4.1(DF=10)         8.3(DF=22)         29.1(DF=34)
* (DF= *)

```

```

MTB > ARIMA 0 0 1 'Defects' 'RESI4';
SUBC> Constant;

```

### ARIMA Model

ARIMA model for Defects

```

Final Estimates of Parameters
Type          Coef          StDev          T
MA 1         -0.3409          0.1431         -2.38
Constant     1.78480          0.09651         18.49
Mean         1.78480          0.09651

```

```

Number of observations: 45
Residuals:  SS = 10.0362 (backforecasts excluded)
             MS = 0.2334  DF = 43

```

```

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic
Lag                12                24                36
48
Chi-Square         8.0(DF=11)         13.2(DF=23)         35.7(DF=35)
* (DF= *)

```

```

MTB > ARIMA 0 0 2 'Defects' 'RESI5';
SUBC> Constant;

```

### ARIMA Model

ARIMA model for Defects

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
MA	1	-0.3869	0.1516	-2.55
MA	2	-0.1816	0.1516	-1.20
Constant		1.7839	0.1118	15.96
Mean		1.7839	0.1118	

Number of observations: 45

Residuals: SS = 9.61059 (backforecasts excluded)  
MS = 0.22882 DF = 42

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	4.6(DF=10)	9.2(DF=22)	31.0(DF=34)	
	* (DF= *)			

```
MTB > ARIMA 2 0 1 'Defects' 'RESI6';  
SUBC> Constant;
```

### ARIMA Model

ARIMA model for Defects

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
AR	1	0.4134	1.5680	0.26
AR	2	0.0929	0.7113	0.13
MA	1	0.0136	1.5749	0.01
Constant		0.87675	0.07036	12.46
Mean		1.7761	0.1425	

Number of observations: 45

Residuals: SS = 9.38561 (backforecasts excluded)  
MS = 0.22892 DF = 41

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



Lag	12	24	36
48			
Chi-Square	4.0(DF= 9)	8.1(DF=21)	28.8(DF=33)
* (DF= *)			

```
MTB > ARIMA 1 0 2 'Defects' 'RESI7';
SUBC> Constant;
```

### ARIMA Model

ARIMA model for Defects

\* ERROR \* Model cannot be estimated with these data

```
MTB > ARIMA 2 0 2 'Defects' 'RESI8';
SUBC> Constant;
```

### ARIMA Model

ARIMA model for Defects

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
AR	1	1.6720	0.1165	14.35
AR	2	-0.7263	0.1251	-5.80
MA	1	1.3199	0.0184	71.63
MA	2	-0.3196	0.0731	-4.37
Constant		0.096224	0.003323	28.95
Mean		1.77238	0.06121	

Number of observations: 45

Residuals: SS = 8.33225 (backforecasts excluded)  
MS = 0.20831 DF = 40

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

Lag	12	24	36
48			

Chi-Square            4.7 (DF= 8)            8.9 (DF=20)            29.7 (DF=32)  
 \* (DF= \*)

ونلخص ذلك بالجدول التالي:

<i>Model</i>	$\hat{\sigma}^2$	<i>m</i>	<i>AIC</i>
<i>AR</i> (1)	0.22042	3	-62.0499
<i>AR</i> (2)	0.22347	4	-59.4315
<i>MA</i> (1)	0.23340	3	-59.4751
<i>MA</i> (2)	0.22882	4	-58.3669
<i>ARMA</i> (1,1)	0.22367	4	-59.3913
<i>ARMA</i> (2,1)	0.22892	5	-56.3472
<i>ARMA</i> (1,2)	-	-	-
<i>ARMA</i> (2,2)	0.20831	6	-58.5928

$$\min_m AIC(m) = -62.0499$$

أي ان أفضل نموذج هو *AR*(1) .  
 يترك للطالب كتمرين فحص البواقي وتوليد تنبؤات.

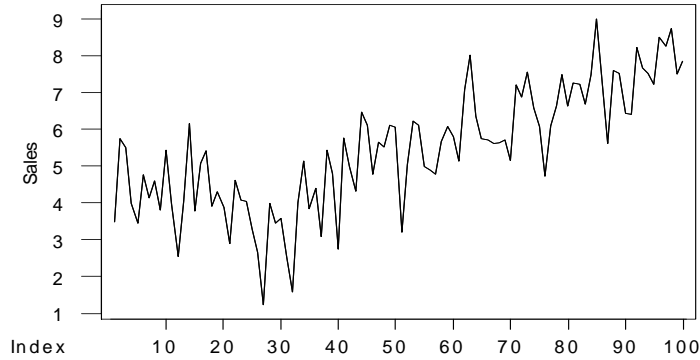
## حالة دراسة:

المتسلسلة التالية هي دخل المبيعات السنوية بملايين الريالات لشركة ما

Sales

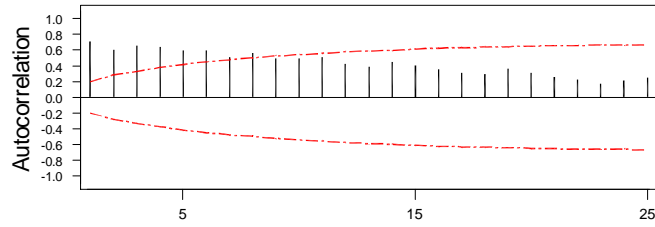
3.49	5.74	5.51	3.99	3.45	4.77	4.14	4.60	3.80	5.43
3.96	2.54	4.05	6.16	3.78	5.07	5.42	3.91	4.30	3.88
2.89	4.61	4.08	4.05	3.28	2.65	1.22	3.98	3.45	3.57
2.52	1.58	4.00	5.14	3.84	4.40	3.08	5.43	4.80	2.75
5.77	4.99	4.31	6.46	6.11	4.79	5.65	5.52	6.12	6.06
3.20	5.05	6.23	6.12	4.99	4.89	4.78	5.67	6.08	5.80
5.13	7.07	8.02	6.36	5.75	5.70	5.61	5.63	5.71	5.16
7.20	6.87	7.56	6.57	6.08	4.72	6.09	6.64	7.49	6.64
7.26	7.22	6.69	7.49	9.01	7.27	5.62	7.59	7.53	6.43
6.42	8.22	7.67	7.53	7.23	8.50	8.27	8.75	7.50	7.86

مخطط زمني للمتسلسلة



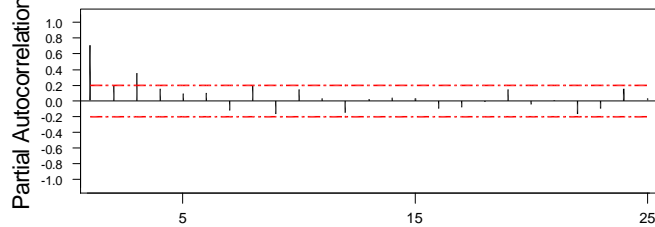
دوال الترابط الذاتي والذاتي الجزئي العينية

### Autocorrelation Function for Sales



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ		
1	0.71	7.10	51.97	8	0.56	2.22317.32	15	0.41	1.32483.85	22	0.22	0.67565.04	23	0.17	0.50568.77		
2	0.60	4.26	89.85	9	0.49	1.87344.49	16	0.35	1.13499.04	24	0.21	0.64574.90	25	0.25	0.75583.43		
3	0.65	3.94134.64	10	0.49	1.79371.67	17	0.31	0.97510.68	18	0.30	0.92521.52	19	0.36	1.11537.81	20	0.31	0.95550.11
4	0.64	3.36177.75	11	0.51	1.82401.71	12	0.42	1.46422.60	13	0.38	1.29439.91	14	0.45	1.50464.06	21	0.26	0.77558.52
5	0.59	2.83215.72	6	0.59	2.63253.97	7	0.51	2.12282.61	10	0.49	1.79371.67	11	0.51	1.82401.71	12	0.42	1.46422.60

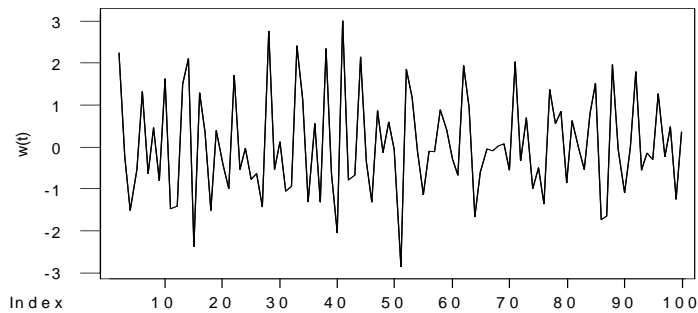
### Partial Autocorrelation Function for Sales



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.71	7.10	8	0.19	1.93	15	0.03	0.32	22	-0.17	-1.68
2	0.20	1.99	9	-0.17	-1.70	16	-0.10	-0.96	23	-0.10	-1.00
3	0.35	3.53	10	0.14	1.44	17	-0.08	-0.84	24	0.15	1.55
4	0.15	1.49	11	0.03	0.34	18	-0.01	-0.10	25	0.03	0.34
5	0.09	0.92	12	-0.15	-1.52	19	0.14	1.43			
6	0.10	1.03	13	0.02	0.25	20	-0.04	-0.44			
7	-0.13	-1.27	14	0.04	0.39	21	0.00	0.04			

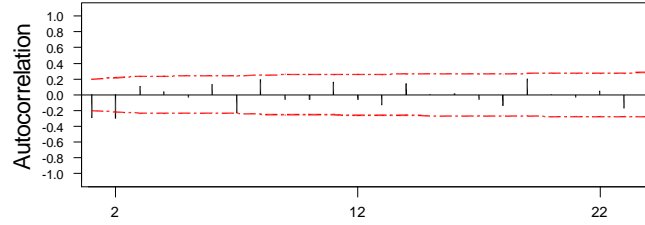
دالة الترابط الذاتي العيني تدل على تخامد بطيئ مما قد يدل على عدم إستقرار في المتوسط.

لنجرّب التفريق الأول للمتسلسلة  $w_t = \nabla z_t$  ونرسمها



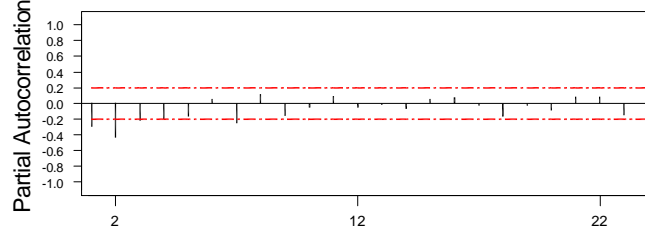
تبدو المتسلسلة مستقرة الآن. دوال الترابط الذاتي والذاتي الجزئي للمتسلسلة المستقرة

Autocorrelation Function for w(t)



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.30	-3.00	9.26	8	0.19	1.53	33.07	15	0.00	0.00	42.37	22	0.05	0.35	51.22
2	-0.31	-2.86	19.32	9	-0.07	-0.53	33.58	16	0.02	0.13	42.40	23	-0.18	-1.28	55.44
3	0.11	0.90	20.49	10	-0.07	-0.52	34.08	17	-0.07	-0.52	42.99	24	0.03	0.20	55.55
4	0.04	0.31	20.63	11	0.16	1.27	37.12	18	-0.15	-1.09	45.65				
5	-0.04	-0.33	20.80	12	-0.07	-0.53	37.67	19	0.20	1.48	50.73				
6	0.14	1.15	22.80	13	-0.14	-1.04	39.85	20	0.01	0.05	50.74				
7	-0.24	-1.98	29.02	14	0.15	1.10	42.37	21	-0.04	-0.25	50.90				

Partial Autocorrelation Function for w(t)



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	-0.30	-3.00	8	0.12	1.17	15	0.06	0.59	22	0.08	0.80
2	-0.44	-4.41	9	-0.16	-1.59	16	0.07	0.70	23	-0.15	-1.53
3	-0.22	-2.23	10	-0.06	-0.60	17	-0.03	-0.32	24	-0.05	-0.55
4	-0.21	-2.05	11	0.09	0.93	18	-0.17	-1.65			
5	-0.17	-1.72	12	-0.06	-0.59	19	-0.03	-0.31			
6	0.06	0.59	13	-0.02	-0.17	20	-0.10	-0.95			
7	-0.26	-2.55	14	-0.07	-0.71	21	0.09	0.85			

لإختيار النموذج المناسب سوف نستخدم معيار المعلومات الذاتي  $AIC$  والذي يعطى بالعلاقة:

$$AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

حيث  $m$  عدد المعالم المقدرة في النموذج ونختار النموذج الذي يعطي

$$\min_m AIC(m)$$

سوف نطبق النماذج علي التوالي:

```
MTB > ARIMA 1 1 0 'Sales' ;
```

```
SUBC> NoConstant.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for Sales

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	-0.3114	0.0959	-3.25

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 100, after differencing 99

Residuals: SS = 133.134 (backforecasts excluded)  
MS = 1.359 DF = 98

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	31.9(DF=11)	51.2(DF=23)	62.8(DF=35)	81.0(DF=47)

```
MTB > ARIMA 2 1 0 'Sales';  
SUBC> NoConstant.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for Sales

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	-0.4532	0.0897	-5.05
AR 2	-0.4656	0.0901	-5.17

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 100, after differencing 99

Residuals: SS = 104.715 (backforecasts excluded)  
MS = 1.080 DF = 97

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

Lag	12	24	36
	48		
Chi-Square	21.8(DF=10)	40.9(DF=22)	49.4(DF=34)
	59.9(DF=46)		

```
MTB > ARIMA 0 1 1 'Sales';
SUBC> NoConstant.
```

### ARIMA Model

ARIMA model for Sales

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
MA 1	0.7636	0.0648	11.78

Differencing: 1 regular difference  
 Number of observations: Original series 100, after differencing 99  
 Residuals: SS = 101.411 (backforecasts excluded)  
 MS = 1.035 DF = 98

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

Lag	12	24	36
	48		
Chi-Square	12.6(DF=11)	27.8(DF=23)	35.9(DF=35)
	48.5(DF=47)		

```
MTB > ARIMA 0 1 2 'Sales';
SUBC> NoConstant.
```

### ARIMA Model

ARIMA model for Sales

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
MA	1	0.5756	0.0990	5.81
MA	2	0.2029	0.0998	2.03

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 100, after differencing 99

Residuals: SS = 99.2463 (backforecasts excluded)  
MS = 1.0232 DF = 97

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

Lag	12	24	36
48			
Chi-Square	14.3(DF=10)	28.3(DF=22)	36.5(DF=34)
	47.0(DF=46)		

MTB > ARIMA 1 1 1 'Sales';

SUBC> NoConstant.

## ARIMA Model

ARIMA model for Sales

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
AR	1	0.1283	0.1334	0.96
MA	1	0.8027	0.0799	10.04

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 100, after differencing 99

Residuals: SS = 100.421 (backforecasts excluded)  
MS = 1.035 DF = 97

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



Lag	12	24	36
48			
Chi-Square	13.3(DF=10)	27.9(DF=22)	36.1(DF=34)
	48.2(DF=46)		

```
MTB > ARIMA 2 1 1 'Sales';
SUBC> NoConstant.
```

### ARIMA Model

ARIMA model for Sales

\* WARNING \* Back forecasts not dying out rapidly

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
AR	1	-1.1389	0.0987	-11.53
AR	2	-0.1440	0.0983	-1.47
MA	1	-0.9889	0.0002	-3987.49

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 100, after differencing 99

Residuals: SS = 134.250 (backforecasts excluded)  
MS = 1.398 DF = 96

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

Lag	12	24	36
48			
Chi-Square	35.1(DF= 9)	53.5(DF=21)	66.6(DF=33)
	83.2(DF=45)		

```
MTB > ARIMA 1 1 2 'Sales';
SUBC> NoConstant.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for Sales

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
AR	1	-0.3476	0.4077	-0.85
MA	1	0.2422	0.3771	0.64
MA	2	0.4506	0.2656	1.70

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 100, after differencing 99

Residuals: SS = 97.2357 (backforecasts excluded)  
MS = 1.0129 DF = 96

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

Lag	12	24	36
Chi-Square	11.9(DF= 9)	25.0(DF=21)	32.1(DF=33)
	41.8(DF=45)		

```
MTB > ARIMA 2 1 2 'Sales';  
SUBC> NoConstant.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for Sales

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
AR	1	-0.0691	0.3618	-0.19
AR	2	-0.2941	0.1450	-2.03
MA	1	0.5637	0.3737	1.51
MA	2	0.0840	0.3266	0.26

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 100, after differencing 99

Residuals: SS = 93.6368 (backforecasts excluded)  
MS = 0.9857 DF = 95

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

Lag	12	24	36
48			
Chi-Square	11.0 (DF= 8)	23.4 (DF=20)	30.1 (DF=32)
	36.5 (DF=44)		

ونلخص ذلك بالجدول التالي:

<i>Model</i>	$\hat{\sigma}^2$	<i>m</i>	<i>AIC</i>
<i>ARI</i> (1,1)	1.359	2	34.368
<i>ARI</i> (2,1)	1.080	3	13.619
<i>IMA</i> (1,1)	1.035	2	7.4057
<i>IMA</i> (1,2)	1.023	3	8.2706
<i>ARIMA</i> (1,1,1)	1.035	3	9.4057
<i>ARIMA</i> (2,1,1)	1.398	4	41.169
<i>ARIMA</i> (1,1,2)	1.013	4	9.2689
<i>ARIMA</i> (2,1,2)	0.986	5	8.5741

$$\min_m AIC(m) = 7.406$$

أي ان أفضل نموذج هو *IMA*(1,1) . يترك للطالب كتمرين فحص البواقي وتوليد تنبؤات.

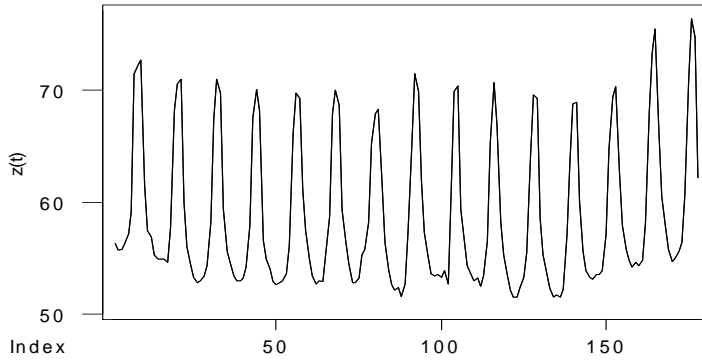
## الفصل السادس

### نماذج الإنحدار الذاتي التكاملي المتوسط المتحرك الموسمية

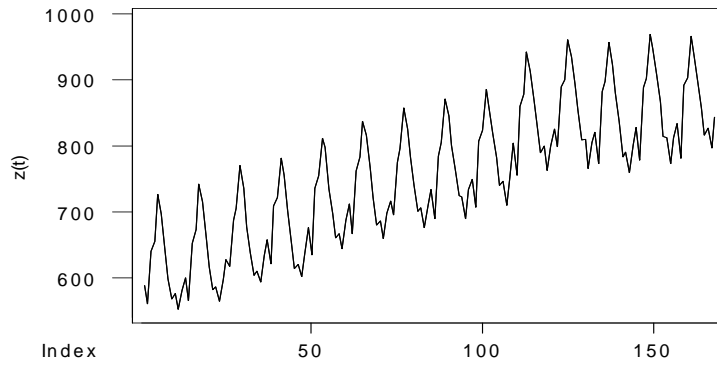
## Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models

المتسلسلات الزمنية الموسمية تعطي انماط متشابهة تتكرر على فترات زمنية متساوية البعد مثل ان يتكرر النمط كل اربعة وعشرون ساعة او كل سبعة ايام او كل شهر او ثلاثة اشهر او سنة. الأشكال التالية تبين مثل هذه المتسلسلات

Seasonal Time Series



Seasonal Time Series



في هذا الفصل سوف نستعرض خواص المتسلسلات الزمنية الموسمية وطرق نمذجتها بواسطة نماذج الإنحدار الذاتي التكاملي المتوسط المتحرك الموسمي  $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$  فمثلا النموذج  $SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$  يكتب على الشكل

$$(1 - \Phi_1 B^s)(1 - B)z_t = (1 - \theta_1 B)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

وبشكل عام فإن نموذج الإنحدار الذاتي التكاملية المتوسط المتحرك بالدرجة  $(p, d, q)(P, D, Q)_s$  يكتب على الشكل  $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1 - B)^d(1 - B^s)^D z_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

حيث  $\phi_p(B)$  و  $\theta_q(B)$  عمال الإنحدار الذاتي والمتوسط المتحرك غير الموسمية والتي مرت علينا سابقا و  $\Phi_p(B^s) = 1 + \Phi_1 B^s + \Phi_2 B^{2s} + \dots + \Phi_p B^{ps}$  عامل الإنحدار الذاتي الموسمي و  $\Theta_Q(B^s) = 1 + \Theta_1 B^s + \Theta_2 B^{2s} + \dots + \Theta_Q B^{Qs}$  عامل المتوسط المتحرك الموسمي ويسمى هذا

بالنموذج الموسمي التضاعفي Multiplicative Seasonal Models.

ملاحظة: في جميع النماذج القادمة سيكون مفهوما ضمنا أن  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$

### دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي لبعض النماذج الموسمية:

في الإشتقاق التالية سوف نستخدم المتسلسلة الموسمية المستقرة  $w_t = (1 - B)^d(1 - B^s)^D z_t$

والتي تتبع النموذج  $SARMA(p, q)(P, Q)_s$

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)w_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

سوف نشق دالة الترابط الذاتي للنموذج الموسمي التضاعفي  $SARMA(0, 1)(1, 1)_{12}$

$$w_t = \Phi w_{t-12} + a_t - \theta a_{t-1} - \Theta a_{t-12} + \theta\Theta a_{t-13}, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

بضرب طرفي المعادلة المعرفة في  $w_t$  وأخذ التوقع نجد

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= \Phi\gamma_{12} + \sigma^2 + \theta^2\sigma^2 - \Theta(\Phi - \Theta)\sigma^2 + \theta\Theta(-\Phi\theta + \theta\Theta)\sigma^2 \\ &= \Phi\gamma_{12} + \sigma^2[(1 + \theta^2) + \Theta(\Phi - \Theta)(1 + \theta^2)] \\ &= \Phi\gamma_{12} + \sigma^2(1 + \theta^2)[1 + \Theta(\Phi - \Theta)] \end{aligned}$$

وبضرب طرفي المعادلة المعرفة في  $w_{t-12}$  وأخذ التوقع نجد

$$\begin{aligned} \gamma_{12} &= \Phi\gamma_0 - \Theta\sigma^2 + \theta\Theta(-\theta)\sigma^2 \\ &= \Phi\gamma_0 - \Theta\sigma^2(1 + \theta^2) \end{aligned}$$

وبحل العلاقتين السابقتين نجد

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= \sigma^2(1 + \theta^2) \frac{1 + \Theta^2 - 2\Phi\Theta}{1 - \Phi^2} \\ \gamma_{12} &= \sigma^2(1 + \theta^2) \left[ \Phi - \Theta + \frac{\Phi(\Theta - \Phi)^2}{1 - \Phi^2} \right] \end{aligned}$$

أيضا

$$\begin{aligned}\gamma_1 &= E(w_t w_{t-1}) \\ &= \Phi \gamma_{11} - \theta \sigma^2 - \Theta E(a_{t-12} w_{t-1}) + \theta \Theta E(a_{t-13} w_{t-1}) \\ &= \Phi \gamma_{11} - \theta \sigma^2 + \theta \Theta (\Phi - \Theta) \sigma^2\end{aligned}$$

و

$$\gamma_{11} = E(w_t w_{t-11}) = \Phi \gamma_1 + \Theta \theta \sigma^2$$

وبحل العلاقتين السابقتين نجد

$$\begin{aligned}\gamma_1 &= -\theta \sigma^2 \left[ 1 + \frac{(\Theta - \Phi)^2}{1 - \Phi^2} \right] \\ \gamma_{11} &= \theta \sigma^2 \left[ \Theta - \Phi - \frac{\Phi (\Theta - \Phi)^2}{1 - \Phi^2} \right]\end{aligned}$$

وبنفس الطريقة يمكن إثبات أن

$$\begin{aligned}\gamma_2 &= \gamma_3 = \dots = \gamma_{10} = 0 \\ \gamma_{13} &= \gamma_{11} \\ \gamma_k &= \Phi \gamma_{k-12}, \quad k > 13\end{aligned}$$

ومن جميع العلاقات السابقة نوجد دالة الترابط الذاتي

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ -\frac{\theta}{1 + \theta^2}, & k = 1 \\ 0, & k = 2, \dots, 10 \\ \frac{\theta}{1 + \theta^2} \frac{(\Theta - \Phi)(1 - \Phi\Theta)}{1 + \Theta^2 - 2\Phi\Theta}, & k = 11 \\ -\frac{(\Theta - \Phi)(1 - \Phi\Theta)}{1 + \Theta^2 - 2\Phi\Theta}, & k = 12 \\ \rho_{11}, & k = 13 \\ \Phi \rho_{k-12}, & k > 13 \end{cases}$$

دوال الترابط الذاتي لبعض النماذج الموسمية:

1- نموذج SARIMA(0,d,0)(0,D,1)<sub>s</sub>  $w_t = (1 - \Theta B^s) a_t$

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ -\frac{\Theta}{1 + \Theta^2}, & k = s \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

2- نموذج SARIMA(0,d,0)(1,D,1)<sub>s</sub>  $(1 - \Phi B^s) w_t = a_t$

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ \Phi^{k/s}, & k = s, 2s, \dots \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

3- نموذج SARIMA(0,d,1)(0,D,1)<sub>s</sub>  $w_t = (1 - \theta B)(1 - \Theta B^s) a_t$

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ -\frac{\theta}{1 + \theta^2}, & k = 1 \\ \frac{\theta \Theta}{(1 + \theta^2)(1 + \Theta^2)}, & k = s - 1 \\ -\frac{\Theta}{1 + \Theta^2}, & k = s \\ \rho_{s-1}, & k = s + 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

4- نموذج SARIMA(0,d,0)(1,D,1)<sub>s</sub>  $(1 - \Phi B^s) w_t = (1 - \Theta B^s) a_t$

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ -\frac{(\Theta - \Phi)(1 - \Phi \Theta)}{1 + \Theta^2 - 2\Phi \Theta} \Phi^{k/s-1}, & k = s, 2s, \dots \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

5- نموذج SARIMA(0,d,1)(1,D,0)<sub>s</sub>  $(1 - \Phi B^s) w_t = (1 - \theta B) a_t$

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ -\frac{\theta}{1+\theta^2}, & k = 1 \\ 0, & k = 2, \dots, s-2 \\ -\frac{\theta\Phi}{1+\theta^2}, & k = s-1 \\ \Phi, & k = s \\ \rho_{s-1}, & k = s+1 \\ \Phi\rho_{k-s}, & k > s+1 \end{cases}$$

$$w_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)(1 - \Theta B^{12})a_t \quad \text{SARIMA}(0, d, 2)(0, D, 1)_s \text{ نموذج 6-}$$

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ -\frac{\theta_1(1-\theta_2)}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}, & k = 1 \\ -\frac{\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}, & k = 2 \\ \frac{\theta_2\Theta}{(1+\theta_1^2+\theta_2^2)(1+\Theta^2)}, & k = s-2 \\ \frac{\theta_1\Theta(1-\theta_2)}{(1+\theta_1^2+\theta_2^2)(1+\Theta^2)}, & k = s-1 \\ -\frac{\Theta}{1+\Theta^2}, & k = s \\ \rho_{s-1}, & k = s+1 \\ \rho_{s-2}, & k = s+2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

سوف نستعرض بعض الرسومات لدالة الترابط الذاتي للمتسلسلات الزمنية الموسمية لأعطاء فكرة عن أشكالها.

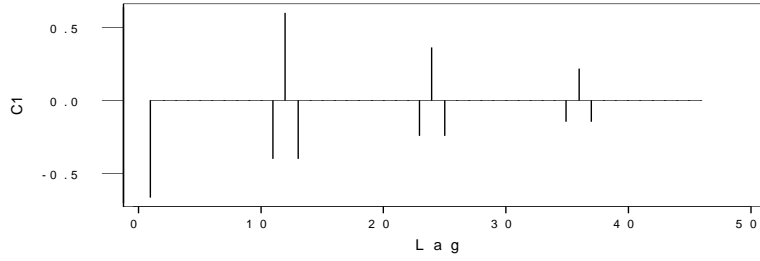
الأشكال التالية لنموذج SARIMA(0,d,1)(1,D,0)<sub>12</sub>:



شكل (1)

$$\Phi = 0.6, \theta = 0.5$$

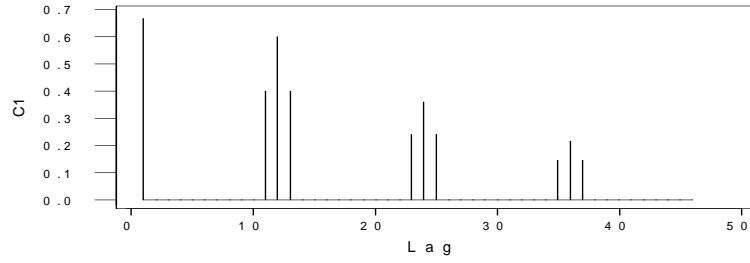
A C F of S A R I M A ( 0 , d , 1 ) ( 1 , D , 0 ) 1 2



شكل (2)

$$\Phi = 0.6, \theta = -0.5$$

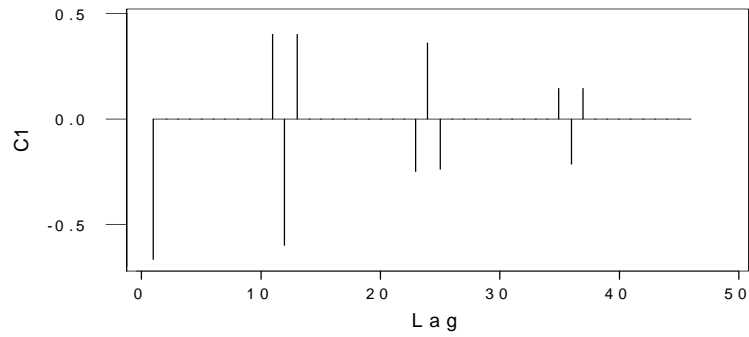
A C F of S A R I M A ( 0 , d , 1 ) ( 1 , D , 0 ) 1 2



شكل (3)

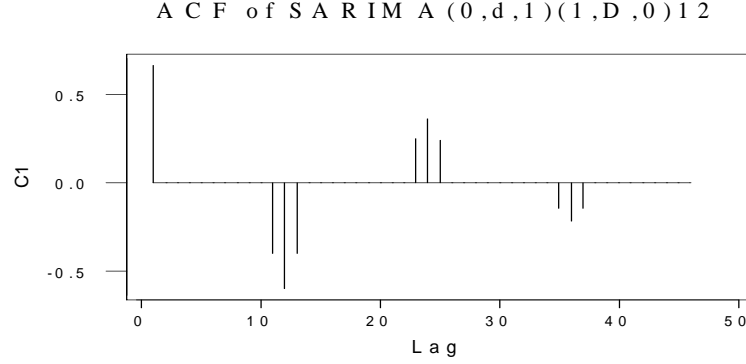
$$\Phi = -0.6, \theta = 0.5$$

A C F of S A R I M A ( 0 , d , 1 ) ( 1 , D , 0 ) 1 2



شكل (4)

$$\Phi = -0.6, \theta = -0.5$$



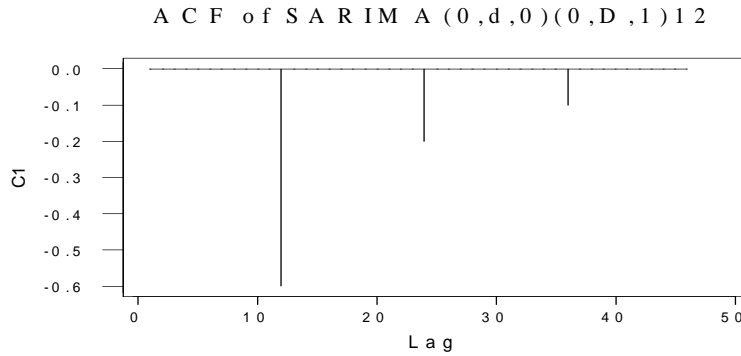
دالة الترابط الذاتي الجزئي للنموذج الموسمي التضاعفي:

من الصعوبة إشتقاق وتفسير أنماط دالة الترابط الذاتي الجزئي للنماذج الموسمية التضاعفية ولكنها وبشكل عام فإن أجزاء النموذج الموسمية وغير الموسمية والتي تتمذج المتوسط المتحرك تعطي تخامدات اسية وتخامدات جيبية عند التخلفات الموسمية وغير الموسمية وفي النماذج التي تحوي إنحدار ذاتي فإن الترابطات الذاتية الجزئية تعطي قطعاً cut off .

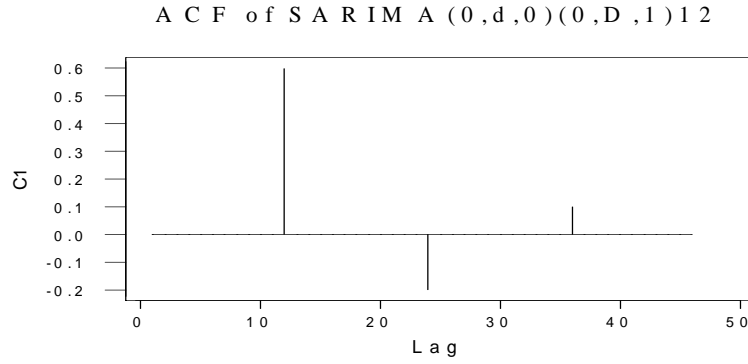
الأشكال التالية لإعطاء فكرة عن بعض دوال الترابط الذاتي الجزئي لبعض النماذج :

1- شكل دالة الترابط الذاتي الجزئي لنموذج  $w_t = (1 - \Theta B^{12})a_t$

(أ)  $\Theta = 0.6$

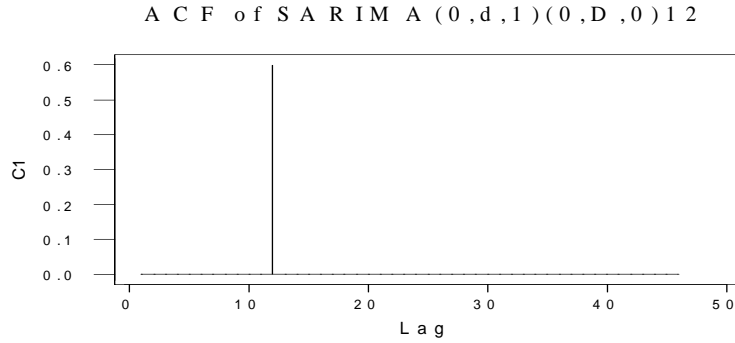


(ب)  $\Theta = -0.6$

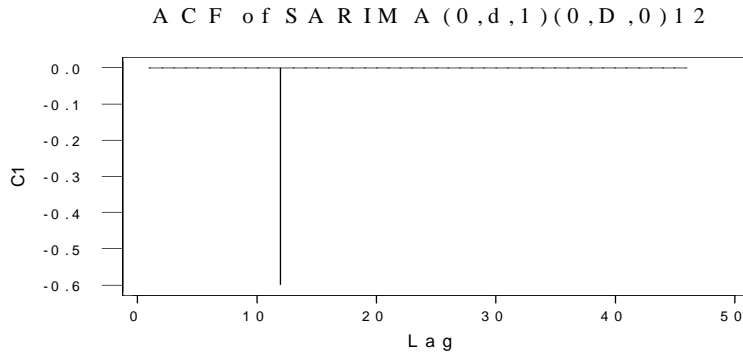


2- شكل دالة الترابط الذاتي الجزئي لنموذج  $(1 - \Phi B^{12})w_t = a_t$

$$\Phi = 0.6 \quad (أ)$$



$$\Phi = -0.6 \quad (ب)$$



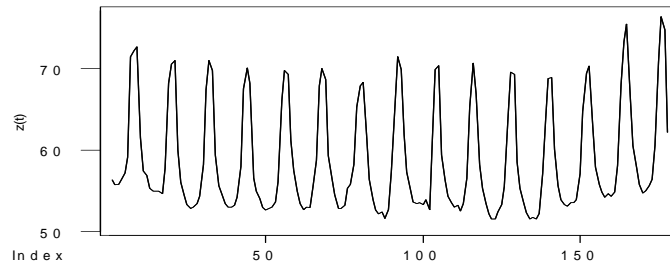
أمثلة: للمتسلسلة الزمنية الموسمية (في جميع الأمثلة التالية اقرأ سطرا بسطر)

$z(t)$

56.3	55.7	55.8	56.3	57.2	59.1	71.5	72.2	72.7	61.5	57.4	56.9
55.3	54.9	54.9	54.9	54.6	57.7	68.2	70.6	71.0	60.0	56.0	54.4
53.3	52.8	53.0	53.4	54.3	58.2	67.4	71.0	69.8	59.4	55.6	54.6

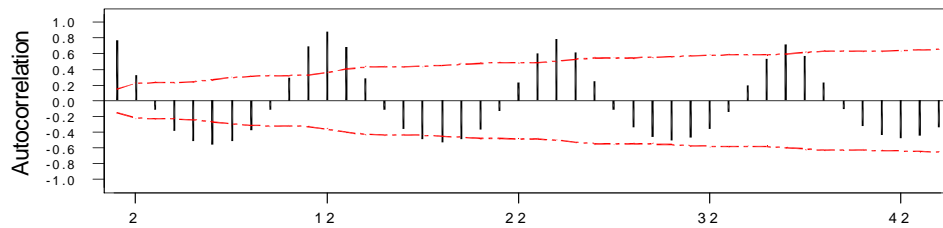
53.4 53.0 53.0 53.2 54.2 58.0 67.5 70.1 68.2 56.6 54.9 54.0  
52.9 52.6 52.8 53.0 53.6 56.1 66.1 69.8 69.3 61.2 57.5 54.9  
53.4 52.7 53.0 52.9 55.4 58.7 67.9 70.0 68.7 59.3 56.4 54.5  
52.8 52.8 53.2 55.3 55.8 58.2 65.3 67.9 68.3 61.7 56.4 53.9  
52.6 52.1 52.4 51.6 52.7 57.3 65.1 71.5 69.9 61.9 57.3 55.1  
53.6 53.4 53.5 53.3 53.9 52.7 61.0 69.9 70.4 59.4 56.3 54.3  
53.5 53.0 53.2 52.5 53.4 56.5 65.3 70.7 66.9 58.2 55.3 53.4  
52.1 51.5 51.5 52.4 53.3 55.5 64.2 69.6 69.3 58.5 55.3 53.6  
52.3 51.5 51.7 51.5 52.2 57.1 63.6 68.8 68.9 60.1 55.6 53.9  
53.3 53.1 53.5 53.5 53.9 57.1 64.7 69.4 70.3 62.6 57.9 55.8  
54.8 54.2 54.6 54.3 54.8 58.1 68.1 73.3 75.5 66.4 60.5 57.7  
55.8 54.7 55.0 55.6 56.4 60.6 70.8 76.4 74.8 62.2

شكل المتسلسلة هو



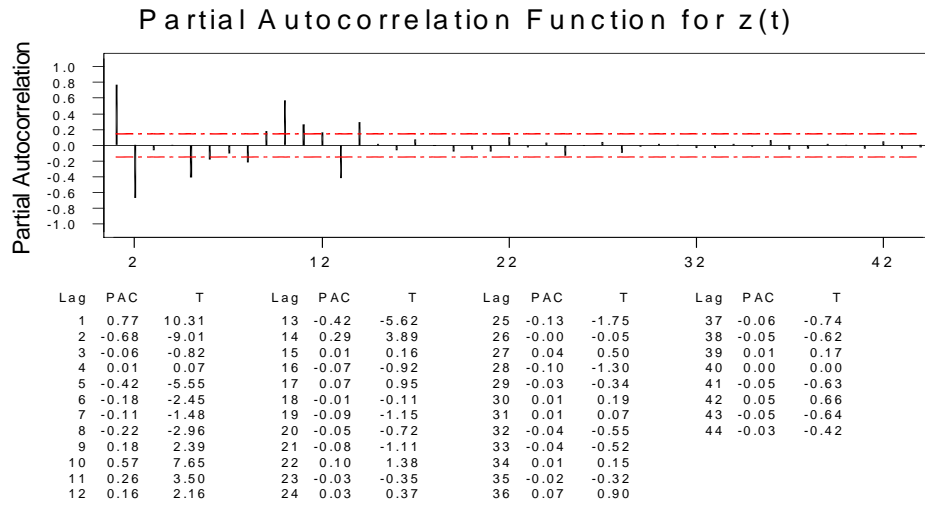
دالة الترابط الذاتي

Autocorrelation Function for z(t)



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.77	10.31	108.10	13	0.68	3.34	694.28	25	0.61	2.30	1220.07	37	0.57	1.82	1709.36
2	0.33	2.93	127.34	14	0.28	1.30	709.82	26	0.25	0.91	1233.18	38	0.23	0.73	1721.70
3	-0.11	-0.99	129.74	15	-0.12	-0.53	712.43	27	-0.11	-0.42	1235.98	39	-0.11	-0.34	1724.43
4	-0.38	-3.28	156.83	16	-0.36	-1.65	738.30	28	-0.34	-1.24	1261.29	40	-0.33	-1.02	1749.06
5	-0.52	-4.22	207.24	17	-0.49	-2.21	786.28	29	-0.47	-1.67	1308.32	41	-0.44	-1.38	1795.00
6	-0.56	-4.16	266.55	18	-0.53	-2.33	843.04	30	-0.51	-1.80	1364.72	42	-0.48	-1.48	1849.41
7	-0.52	-3.50	316.80	19	-0.49	-2.10	892.36	31	-0.48	-1.65	1414.08	43	-0.45	-1.37	1897.05
8	-0.38	-2.39	343.71	20	-0.37	-1.54	920.39	32	-0.36	-1.23	1442.71	44	-0.34	-1.04	1925.30
9	-0.12	-0.71	346.25	21	-0.14	-0.56	924.24	33	-0.14	-0.49	1447.34				
10	0.29	1.76	362.08	22	0.23	0.95	935.37	34	0.19	0.66	1455.79				
11	0.69	4.15	453.58	23	0.61	2.46	1011.31	35	0.54	1.82	1520.89				
12	0.88	4.86	603.87	24	0.79	3.10	1140.90	36	0.72	2.37	1636.49				

والترابط الذاتي الجزئي



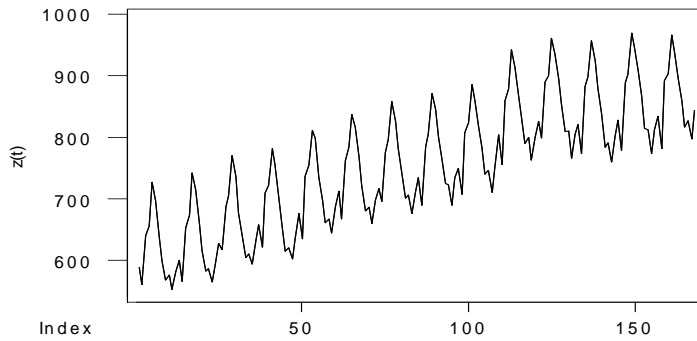
نلاحظ الأنماط الموسمية واضحة في الأشكال السابقة.

مثال آخر

$z(t)$

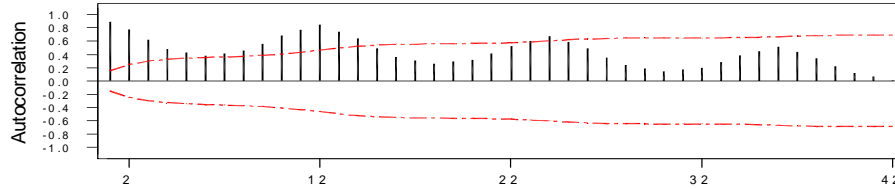
589	561	640	656	727	697	640	599	568	577	553	582
600	566	653	673	742	716	660	617	583	587	565	598
628	618	688	705	770	736	678	639	604	611	594	634
658	622	709	722	782	756	702	653	615	621	602	635
677	635	736	755	811	798	735	697	661	667	645	688
713	667	762	784	837	817	767	722	681	687	660	698
717	696	775	796	858	826	783	740	701	706	677	711
734	690	785	805	871	845	801	764	725	723	690	734
750	707	807	824	886	859	819	783	740	747	711	751
804	756	860	878	942	913	869	834	790	800	763	800
826	799	890	900	961	935	894	855	809	810	766	805
821	773	883	898	957	924	881	837	784	791	760	802
828	778	889	902	969	947	908	867	815	812	773	813
834	782	892	903	966	937	896	858	817	827	797	843

شكل المتسلسلة



### الترابط الذاتي

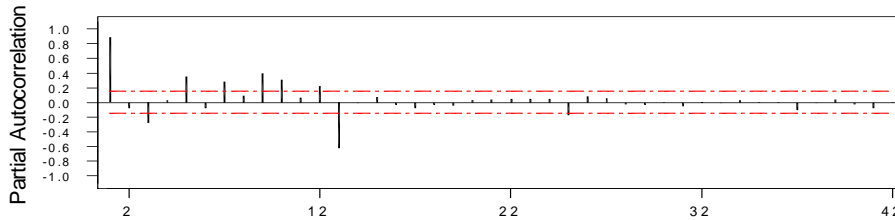
Autocorrelation Function for  $z(t)$



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.89	11.56	135.94	13	0.74	2.96	954.68	25	0.58	1.86	1483.11	37	0.43	1.27	1784.17
2	0.78	6.27	240.13	14	0.64	2.41	11030.09	26	0.49	1.52	1530.99	38	0.35	1.00	1810.60
3	0.62	4.12	306.72	15	0.49	1.79	1074.85	27	0.35	1.09	1556.45	39	0.22	0.64	1821.68
4	0.49	2.95	347.97	16	0.36	1.31	1099.68	28	0.24	0.73	1568.20	40	0.12	0.33	1824.67
5	0.43	2.47	380.09	17	0.31	1.09	1117.39	29	0.19	0.57	1575.44	41	0.06	0.18	1825.56
6	0.38	2.10	405.02	18	0.25	0.90	1129.76	30	0.14	0.43	1579.55	42	0.02	0.05	1825.62
7	0.41	2.25	435.54	19	0.29	1.01	1145.59	31	0.17	0.51	1585.52				
8	0.45	2.40	472.37	20	0.32	1.12	1165.42	32	0.20	0.60	1593.62				
9	0.56	2.87	529.07	21	0.42	1.44	1199.13	33	0.28	0.85	1610.35				
10	0.69	3.34	614.27	22	0.53	1.81	1253.81	34	0.38	1.15	1641.57				
11	0.77	3.52	721.72	23	0.60	2.03	1325.51	35	0.45	1.35	1685.27				
12	0.84	3.61	852.41	24	0.67	2.21	1415.29	36	0.52	1.53	1742.95				

### الترابط الذاتي الجزئي

Partial Autocorrelation Function for  $z(t)$



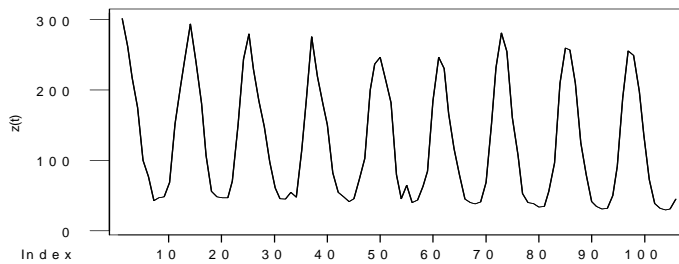
Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.89	11.56	13	-0.63	-8.19	25	-0.18	-2.36	37	-0.11	-1.37
2	-0.08	-1.06	14	-0.02	-0.21	26	0.08	1.06	38	-0.02	-0.22
3	-0.28	-3.65	15	0.07	0.95	27	0.06	0.73	39	0.04	0.51
4	0.03	0.42	16	-0.04	-0.52	28	-0.03	-0.44	40	-0.03	-0.42
5	0.35	4.54	17	-0.09	-1.12	29	-0.04	-0.47	41	-0.08	-1.06
6	-0.08	-1.07	18	-0.04	-0.49	30	0.00	0.02	42	0.01	0.08
7	0.28	3.67	19	-0.05	-0.60	31	-0.06	-0.72			
8	0.09	1.19	20	0.03	0.38	32	-0.01	-0.11			
9	0.40	5.17	21	0.04	0.46	33	-0.01	-0.18			
10	0.30	3.95	22	0.05	0.67	34	0.03	0.38			
11	0.06	0.81	23	0.05	0.60	35	0.00	0.03			
12	0.22	2.88	24	0.05	0.59	36	0.01	0.09			

## مثال آخر

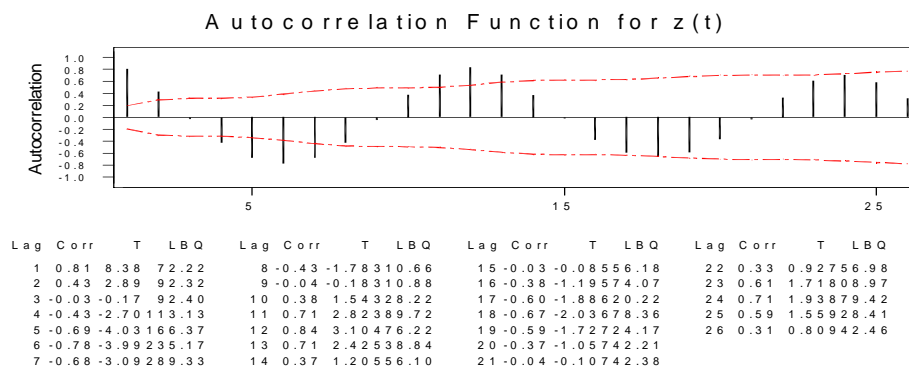
$z(t)$

302 262 218 175 100 077 043 047 049 069 152 205 246 294  
 242 181 107 056 049 047 047 071 151 244 280 230 185 148  
 098 061 046 045 055 048 115 185 276 220 181 151 083 055  
 049 042 046 074 103 200 237 247 215 182 080 046 065  
 040 044 063 085 185 247 231 167 117 079 045 040 038 041  
 069 152 232 282 255 161 107 053 040 039 034 035 056 097  
 210 260 257 210 125 080 042 035 031 032 050 092 189 256  
 250 198 136 073 039 032 030 031 045

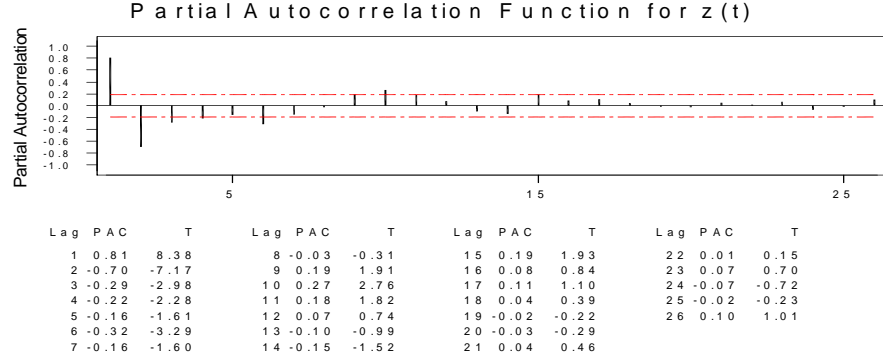
ولها الشكل



ودالة الترابط الذاتي



ودالة الترابط الذاتي الجزئي



وكل هذه المتسلسلات تبدي انماط موسمية واضحة.

### اشتقاق دوال تنبؤ لبعض نماذج المتسلسلات الزمنية الموسمية التضاعفية:

بما ان نماذج المتسلسلات الزمنية الموسمية هي حالة خاصة من نماذج ARIMA فإن طرق التعامل معها هي نفس الطرق السابقة من حيث التعرف علي شكل النموذج وتقدير معالم النموذج والإختبارات التفحصية ومن ثم التنبؤ. جميع الطرق والمعادلات التي درسناها سابقا للنماذج غير الموسمية تنطبق هنا. سوف نشق دوال التنبؤ لبعض النماذج للتوضيح فقط.

1- دالة التنبؤ للنموذج SARIMA(0,0,0)(0,1,1)<sub>12</sub> :

ويكتب النموذج على الشكل

$$(1 - B^{12})z_t = (1 - \Theta B^{12})a_t$$

من المعادلة الفروقية

$$z_{n+\ell} = z_{n+\ell-12} + a_{n+\ell} - \Theta a_{n+\ell-12}$$

يمكن الحصول على التنبؤات كالتالي

$$z_n(1) = z_{n-11} - \Theta a_{n-11}$$

$$z_n(2) = z_{n-10} - \Theta a_{n-10}$$

⋮

$$z_n(12) = z_n - \Theta a_n$$

$$z_n(\ell) = z_n(\ell - 12), \quad \ell \geq 12$$

أو

$$z_n(\ell) = \begin{cases} z_{n+\ell-12} - \Theta a_{n+\ell-12}, & \ell = 1, 2, \dots, 12 \\ z_n(\ell - 12), & \ell > 12 \end{cases}$$

واضح أن



$$\begin{aligned}
z_n(1) &= z_n(13) = z_n(25) = \dots \\
z_n(2) &= z_n(14) = z_n(26) = \dots \\
&\vdots \\
z_n(12) &= z_n(24) = z_n(36) = \dots
\end{aligned}$$

تباين أخطاء التنبؤ

$$V[e_n(\ell)] = \sigma^2 (1 + \psi_1^2 + \dots + \psi_{\ell-1}^2)$$

ودالة الأوزان تعطى بالعلاقة (برهن ذلك)

$$\psi_j = \begin{cases} 1 - \Theta, & j = 12, 24, \dots \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

وبتعويض الأوزان في صيغة تباين أخطاء التنبؤ نجد

$$V[e_n(\ell)] = \sigma^2 \left\{ 1 + \left[ \frac{\ell-1}{12} \right] (1 - \Theta)^2 \right\}$$

حيث  $\lfloor x \rfloor$  تعني الجزء الصحيح من  $x$ .

2- دالة التنبؤ للنموذج SARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub>:

ويكتب النموذج على الشكل

$$(1 - B)(1 - B^{12})z_t = (1 - \theta B)(1 - \Theta B^{12})a_t$$

من المعادلة الفروقية

$$z_{n+\ell} = z_{n+\ell-1} + z_{n+\ell-12} - z_{n+\ell-13} + a_{n+\ell} - \theta a_{n+\ell-1} - \Theta a_{n+\ell-12} + \theta \Theta a_{n+\ell-13}$$

يمكن الحصول على التنبؤات كالتالي

$$z_n(1) = z_n + z_{n-11} - z_{n-13} - \theta a_n - \Theta a_{n-11} + \theta \Theta a_{n-12}$$

$$z_n(2) = z_n(1) + z_{n-10} - z_{n-11} - \Theta a_{n-10} + \theta \Theta a_{n-11}$$

$\vdots$

$$z_n(12) = z_n(11) + z_n - z_{n-1} - \Theta a_n + \theta \Theta a_{n-1}$$

$$z_n(13) = z_n(12) + z_n(1) - z_n + \theta \Theta a_n$$

$$z_n(\ell) = z_n(\ell-1) + z_n(\ell-12) - z_n(\ell-13)$$

وهكذا بقيم أولية

$$z_n(1) = z_n + z_{n-11} - z_{n-13} - \theta a_n - \Theta a_{n-11} + \theta \Theta a_{n-12}$$

$$z_n(2) = z_n(1) + z_{n-10} - z_{n-11} - \Theta a_{n-10} + \theta \Theta a_{n-11}$$

⋮

$$z_n(12) = z_n(11) + z_n - z_{n-1} - \Theta a_n + \theta \Theta a_{n-1}$$

$$z_n(13) = z_n(12) + z_n(1) - z_n + \theta \Theta a_n$$

وعلاقة تكرارية

$$z_n(\ell) = z_n(\ell-1) + z_n(\ell-12) - z_n(\ell-13), \quad \ell > 13$$

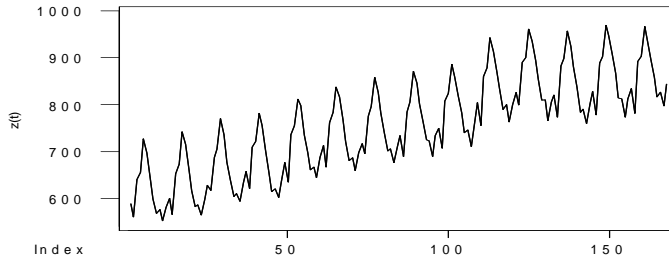
يمكن توليد العدد المطلوب من التنبؤات.

### أمثلة وحالات دراسة لبعض المتسلسلات الزمنية الموسمية:

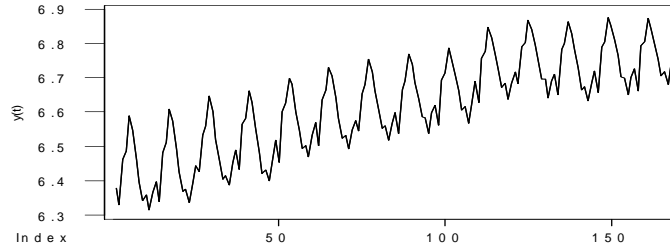
**مثال (1):** سوف نحاول إيجاد نموذج من عائلة SARIMA ينطبق على المشاهدات التالية:

z(t)											
589	561	640	656	727	697	640	599	568	577	553	582
600	566	653	673	742	716	660	617	583	587	565	598
628	618	688	705	770	736	678	639	604	611	594	634
658	622	709	722	782	756	702	653	615	621	602	635
677	635	736	755	811	798	735	697	661	667	645	
688	713	667	762	784	837	817	767	722	681	687	660
698	717	696	775	796	858	826	783	740	701	706	677
711	734	690	785	805	871	845	801	764	725	723	690
734	750	707	807	824	886	859	819	783	740	747	711
751	804	756	860	878	942	913	869	834	790	800	763
800	826	799	890	900	961	935	894	855	809	810	766
805	821	773	883	898	957	924	881	837	784	791	760
802	828	778	889	902	969	947	908	867	815	812	773
813	834	782	892	903	966	937	896	858	817	827	797
843											

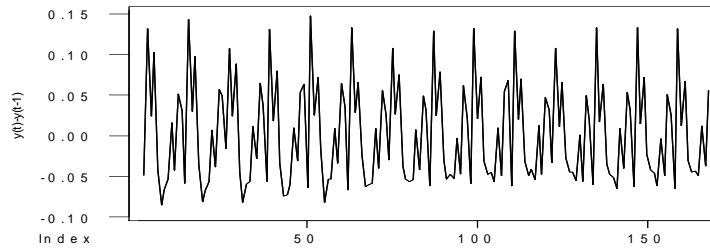
والمخطط الزمني للمشاهدات



يلاحظ ان المتسلسلة غير مستقرة في التباين والمتوسط لذلك نثبت التباين أولاً بتحويل لوغاريتمي أي  $y_t = \ln(z_t)$  ونرسم المخطط الزمني لها

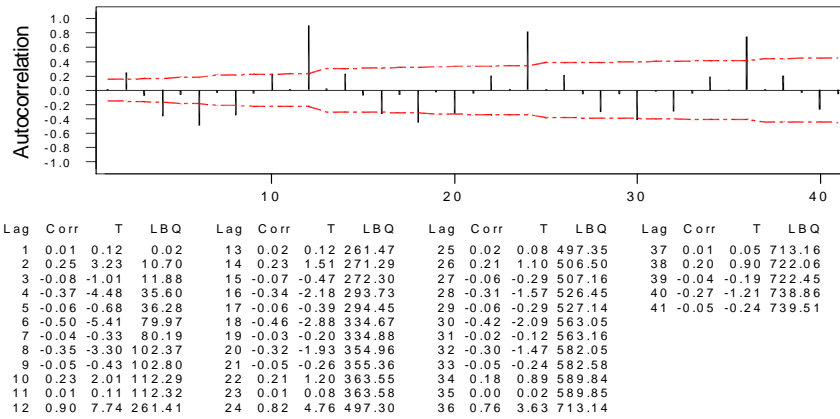


نلاحظ ان المتسلسلة استقرت في التباين ولكن لا تزال غير مستقرة في المتوسط لذلك نأخذ الفرق الأول  $x_t = (1-B)y_t = (1-B)\ln(z_t)$  ولها الشكل التالي

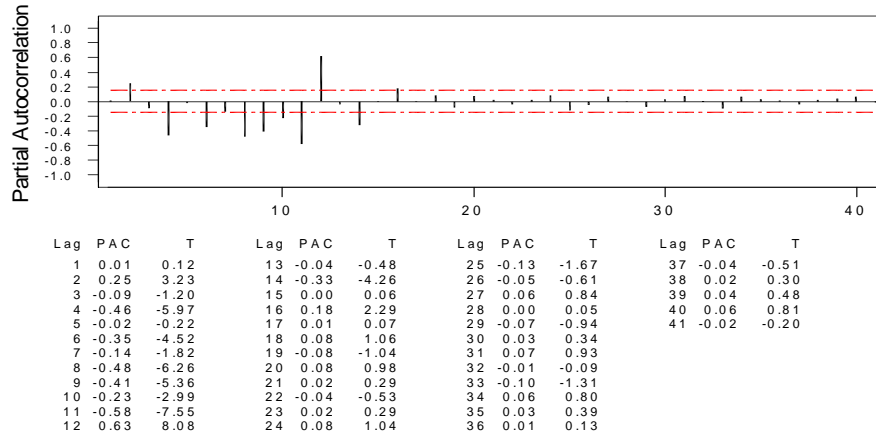


المتسلسلة الآن مستقرة في كل من التباين والمتوسط. لننظر إلى دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي لها

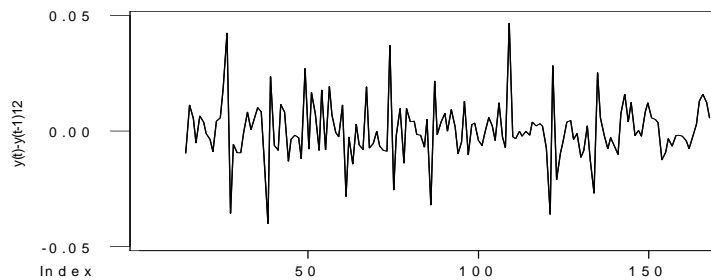
Autocorrelation Function for  $y(t)-y(t)$



Partial Autocorrelation Function for  $y(t)-y(t)$

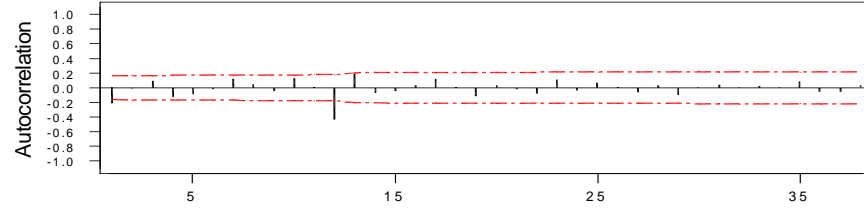


يلاحظ من دالة الترابط الذاتي ان المتسلسلة غير مستقرة موسميا لأن قيمها عند التخلفات 12 و 24 و 36 تتخامد ببطء لذلك نأخذ الفرق الموسمي الأول  $w_t = (1-B^{12})(1-B)\ln(z_t)$  ونرسمها بعد هذا التفريق



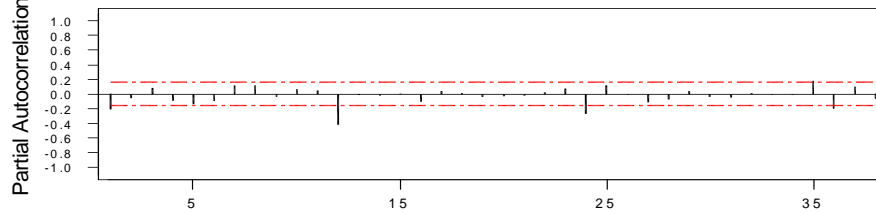
نوجد دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي لها

### Autocorrelation Function for $y(t)-y(t)$



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.21	-2.65	7.15	13	0.18	1.80	56.64	25	0.07	0.62	67.67	37	-0.06	-0.54	73.71
2	-0.01	-0.13	7.17	14	-0.07	-0.70	57.54	26	-0.00	-0.02	67.67	38	0.03	0.26	73.88
3	0.10	1.14	8.63	15	-0.05	-0.48	57.97	27	-0.06	-0.57	68.38				
4	-0.13	-1.49	11.20	16	0.03	0.26	58.10	28	0.03	0.30	68.58				
5	-0.10	-1.11	12.67	17	0.12	1.13	60.58	29	-0.10	-0.90	70.40				
6	-0.02	-0.28	12.77	18	-0.00	-0.02	60.58	30	0.01	0.08	70.41				
7	0.12	1.33	14.95	19	-0.11	-1.08	62.91	31	0.04	0.38	70.74				
8	0.05	0.54	15.31	20	0.03	0.25	63.04	32	0.00	0.04	70.74				
9	-0.05	-0.58	15.75	21	-0.02	-0.20	63.12	33	0.02	0.19	70.83				
10	0.13	1.45	18.49	22	-0.09	-0.80	64.45	34	0.00	0.03	70.83				
11	-0.01	-0.09	18.50	23	0.11	0.99	66.52	35	0.09	0.80	72.36				
12	-0.44	-4.90	50.88	24	-0.04	-0.38	66.82	36	-0.06	-0.51	72.99				

### Partial Autocorrelation Function for $y(t)-y(t)$



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	-0.21	-2.65	13	-0.00	-0.03	25	0.12	1.51	37	0.10	1.23
2	-0.06	-0.73	14	-0.02	-0.25	26	-0.01	-0.15	38	-0.06	-0.79
3	0.08	1.06	15	0.00	0.00	27	-0.12	-1.44			
4	-0.09	-1.16	16	-0.11	-1.40	28	-0.07	-0.91			
5	-0.15	-1.82	17	0.04	0.47	29	0.04	0.44			
6	-0.10	-1.19	18	0.01	0.12	30	-0.04	-0.53			
7	0.11	1.41	19	-0.04	-0.52	31	-0.05	-0.60			
8	0.11	1.42	20	-0.03	-0.35	32	0.02	0.19			
9	-0.04	-0.51	21	-0.03	-0.31	33	-0.01	-0.12			
10	0.06	0.80	22	0.03	0.32	34	-0.02	-0.19			
11	0.05	0.59	23	0.07	0.91	35	0.18	2.21			
12	-0.42	-5.23	24	-0.27	-3.41	36	-0.21	-2.57			

من انماط دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي للمتسلسلة  $w_t = (1 - B^{12})(1 - B)\ln(z_t)$  نجد ان قيم  $p$  و  $q$  الممكنة هي 0 و 0 اي نطبق النموذج

$$(1 - B^{12})(1 - B)\ln(z_t) = (1 - \Theta B^{12})a_t$$

هو SARIMA(0,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> الامر التالي في MINITAB يطبق هذا النموذج

ARIMA 0 1 0 0 1 1 12 'y(t)';

NoConstant.

لاحظ اننا استخدمنا  $y_t = \ln(z_t)$  وللحصول على النتائج النهائية نحري التحويل  $z_t = e^{y_t}$

### النتائج:

```
MTB > Name c14 = 'RESI3' c15 = 'FITS3'
MTB > ARIMA 0 1 0 0 1 1 12 'y(t)' 'RESI3' 'FITS3';
SUBC> NoConstant;
SUBC> Forecast 24 c7 c8 c9;
```

```

SUBC> GACF;
SUBC> GPACF;
SUBC> GHistogram;
SUBC> GNormalplot.

```

## ARIMA Model

ARIMA model for  $y(t)$

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters
0	0.0228597	0.100
1	0.0204943	0.250
2	0.0187066	0.400
3	0.0174234	0.550
4	0.0169841	0.684
5	0.0169841	0.683
6	0.0169841	0.683

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
SMA 12	0.6831	0.0610	11.20

Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 12

Number of observations: Original series 168, after differencing 155

Residuals: SS = 0.0165799 (backforecasts excluded)  
MS = 0.0001077 DF = 154

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

Lag	12	24	36
48			
Chi-Square	9.0(DF=11)	29.9(DF=23)	44.5(DF=35)
	59.4(DF=47)		

Forecasts from period 168

95 Percent Limits

Period	Forecast	Lower	Upper
Actual			
169	6.76750	6.74716	6.78784
170	6.70901	6.68024	6.73778
171	6.83815	6.80292	6.87338
172	6.85381	6.81313	6.89450
173	6.92288	6.87739	6.96836
174	6.89349	6.84366	6.94331
175	6.84654	6.79272	6.90035
176	6.80008	6.74255	6.85761
177	6.74395	6.68293	6.80497
178	6.75028	6.68596	6.81461
179	6.70664	6.63918	6.77410
180	6.75999	6.68952	6.83045
181	6.79052	6.71514	6.86590
182	6.73203	6.65203	6.81203
183	6.86117	6.77680	6.94554
184	6.87684	6.78832	6.96535
185	6.94590	6.85342	7.03838
186	6.91651	6.82023	7.01279
187	6.86956	6.76962	6.96950
188	6.82310	6.71963	6.92657
189	6.76697	6.66009	6.87385
190	6.77330	6.66312	6.88349
191	6.72966	6.61627	6.84305
192	6.78301	6.66649	6.89952

أي أن النموذج المقترح لهذه المتسلسلة هو

$$(1 - B^{12})(1 - B)\ln(z_t) = (1 - 0.683B^{12})a_t, \quad a_t \sim N(0, 0.0001077)$$

لاحظ ان

$$\Theta = 0.683, \quad s.e.(\Theta) = 0.061, \quad t = 11.2$$

أي ان المعلم عالي المعنوية.

فحص البواقي:

إختبار المتوسط

MTB > ZTest 0.0 0.0103778 'RESI3' ;

SUBC> Alternative 0.

## Z-Test

Test of mu = 0.000000 vs mu not = 0.000000

The assumed sigma = 0.0104

Variable	N	Mean	StDev	SE Mean	Z	P
RESI3	155	-0.000111	0.010375	0.000834	-0.13	0.89

لاحظ ان الـ P-value=0.89 وهي اكبر من 0.05 اي لانرفض أن متوسط البواقي صفرا

**إختبار عشوائية البواقي**

MTB > Runs 0 'RESI3'.

## Runs Test

RESI3

K = 0.0000

The observed number of runs = 70

The expected number of runs = 78.1097

72 Observations above K 83 below

The test is significant at 0.1893

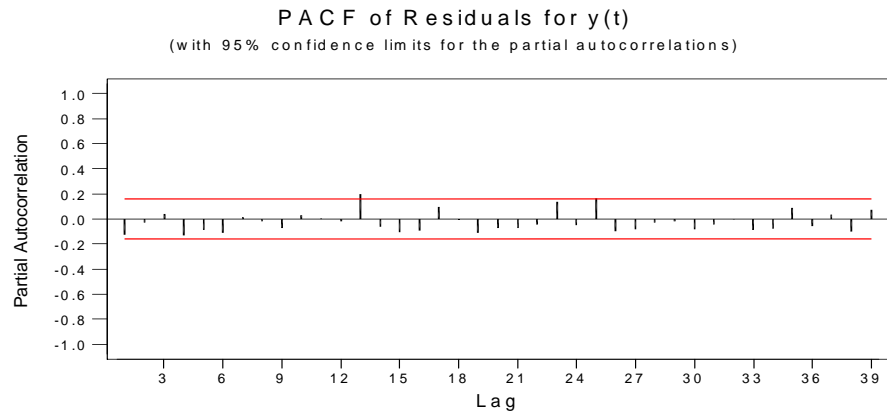
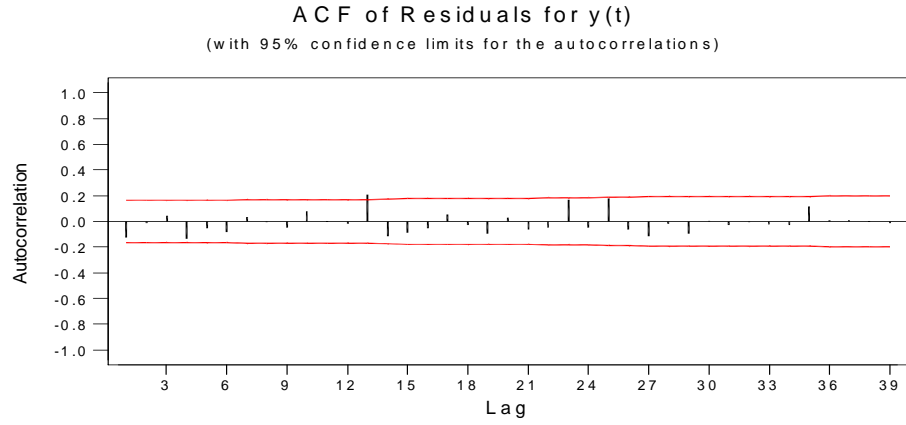
Cannot reject at alpha = 0.05

الإختبار معنوي عند 0.1893 اي اننا لانرفض فرضية عشوائية البواقي

**إختبار إستقلال البواقي:**

دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي



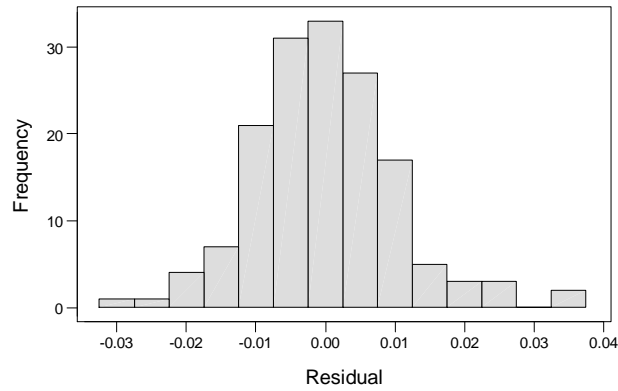


نلاحظ انها تعطي انماط الضجة البيضاء أي انها غير مترابطة وإذا كانت طبيعية فهي مستقلة.

**إختبار طبيعية البواقي:**

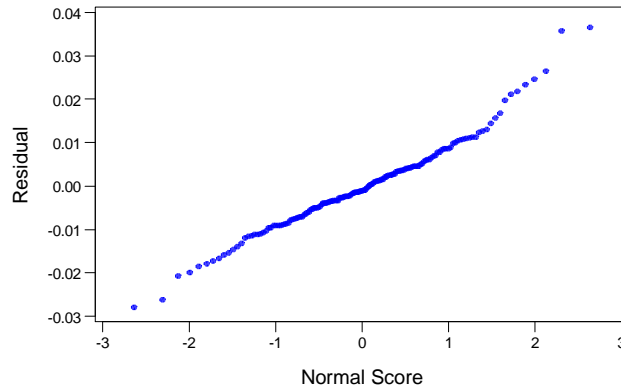
Histogram of the Residuals

(response is y(t))

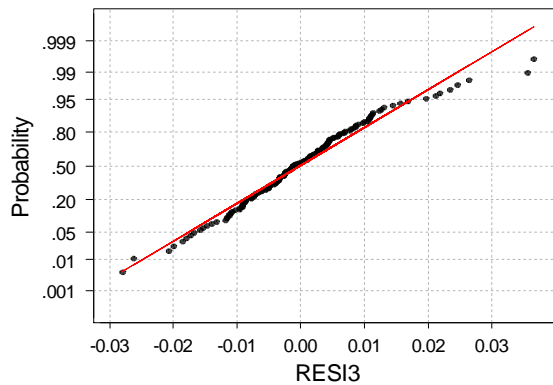


Normal Probability Plot of the Residuals

(response is y(t))



K-S test for Residuals



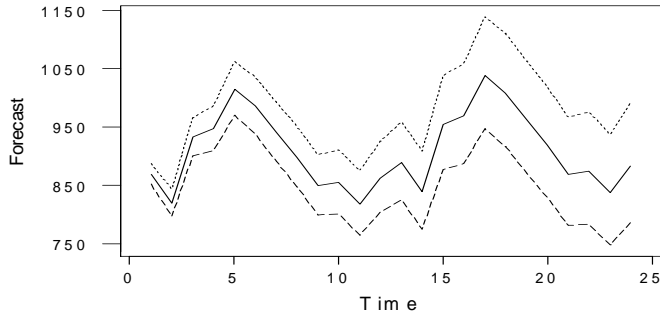
Average: -0.0001115  
StDev: 0.0103754  
N: 155

Kolmogorov-Smirnov Normality Test  
D+: 0.074 D-: 0.045 D: 0.074  
Approximate P-Value: 0.041

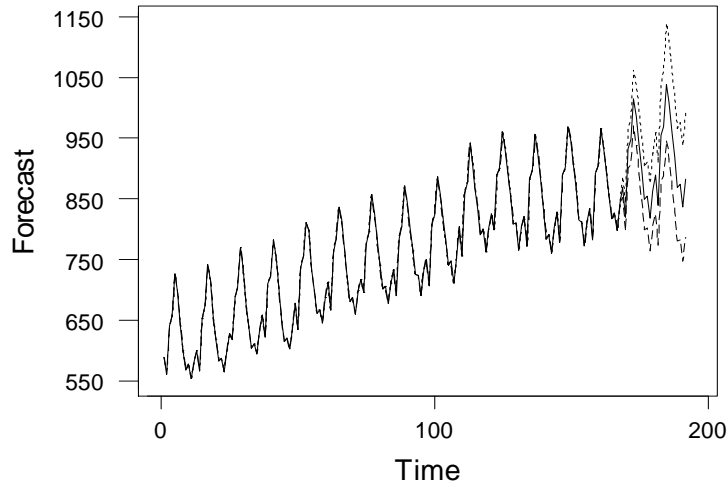
لاحظ ان الـ P-value لإختبار K-S يعطي 0.041 وهي أقل من 0.05 اذا الإختبار معنوي عند  $\alpha = 0.05$  اي لانرفض فرضية طبيعية البواقي.

### التنبؤ باستخدام النموذج:

في المخرجات السابقة قمنا بالتنبؤ عن 24 قيمة مستقبلية مع 95% فترات تنبؤ و نرسمها بالرسم التالي:



والرسم التالي للمتسلسلة مع التنبؤات وحدود التنبؤ



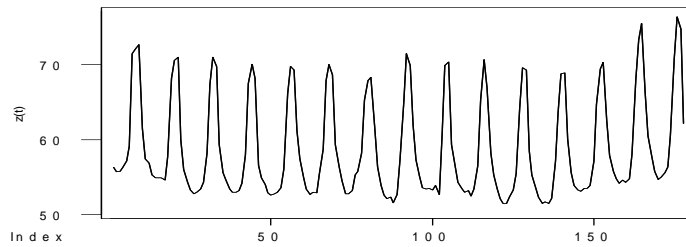
### حالة دراسة :

سوف نحاول إيجاد نموذج من عائلة SARIMA ينطبق على المشاهدات التالية:

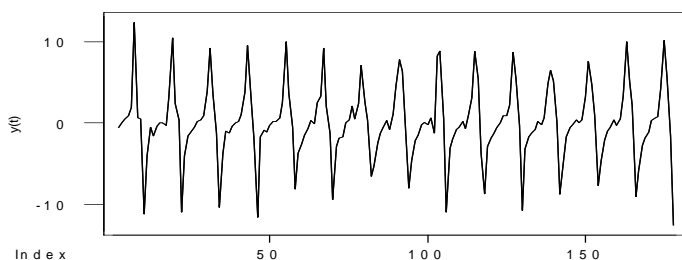
$z(t)$							
56.3	55.7	55.8	56.3	57.2	59.1	71.5	72.2
72.7	61.5	57.4	56.9	55.3	54.9	54.9	54.9
54.6	57.7	68.2	70.6	71.0	60.0	56.0	54.4

53.3	52.8	53.0	53.4	54.3	58.2	67.4	71.0
69.8	59.4	55.6	54.6	53.4	53.0	53.0	53.2
54.2	58.0	67.5	70.1	68.2	56.6	54.9	54.0
52.9	52.6	52.8	53.0	53.6	56.1	66.1	69.8
69.3	61.2	57.5	54.9	53.4	52.7	53.0	52.9
55.4	58.7	67.9	70.0	68.7	59.3	56.4	54.5
52.8	52.8	53.2	55.3	55.8	58.2	65.3	67.9
68.3	61.7	56.4	53.9	52.6	52.1	52.4	51.6
52.7	57.3	65.1	71.5	69.9	61.9	57.3	55.1
53.6	53.4	53.5	53.3	53.9	52.7	61.0	69.9
70.4	59.4	56.3	54.3	53.5	53.0	53.2	52.5
53.4	56.5	65.3	70.7	66.9	58.2	55.3	53.4
52.1	51.5	51.5	52.4	53.3	55.5	64.2	69.6
69.3	58.5	55.3	53.6	52.3	51.5	51.7	51.5
52.2	57.1	63.6	68.8	68.9	60.1	55.6	53.9
53.3	53.1	53.5	53.5	53.9	57.1	64.7	69.4
70.3	62.6	57.9	55.8	54.8	54.2	54.6	54.3
54.8	58.1	68.1	73.3	75.5	66.4	60.5	57.7
55.8	54.7	55.0	55.6	56.4	60.6	70.8	76.4
74.8	62.2						

### المخطط الزمني

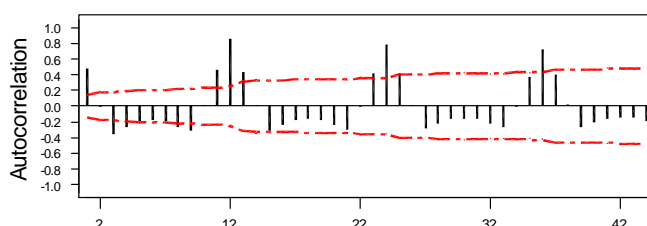


بأخذ الفرق الأول لإستقرار المتوسط  $w_t = (1-B)z_t$  نجد



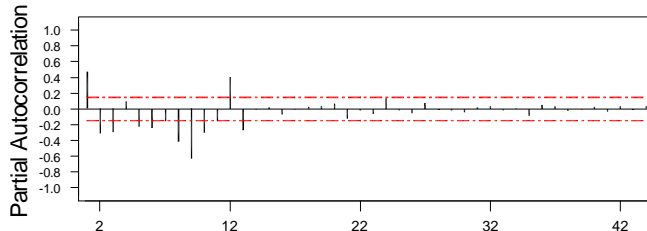
ولها دوال ترابط ذاتي وترابط ذاتي جزئي

Autocorrelation Function for y(t)



Lag	Corr	T	LBO	Lag	Corr	T	LBO	Lag	Corr	T	LBO	Lag	Corr	T	LBO
1	0.47	6.32	40.60	13	0.43	2.76	354.69	25	0.41	2.06	638.60	37	0.40	1.72	896.48
2	-0.02	-0.22	40.67	14	-0.01	-0.03	354.69	26	-0.00	-0.01	638.60	38	0.02	0.07	896.54
3	-0.37	-4.10	65.83	15	-0.33	-2.00	375.77	27	-0.29	-1.43	656.89	39	-0.27	-1.14	913.29
4	-0.28	-2.82	80.10	16	-0.25	-1.49	388.04	28	-0.23	-1.08	667.77	40	-0.21	-0.89	923.75
5	-0.21	-2.00	87.92	17	-0.19	-1.12	385.15	29	-0.17	-0.82	674.14	41	-0.17	-0.71	930.47
6	-0.19	-1.77	94.41	18	-0.17	-0.97	400.68	30	-0.16	-0.78	679.93	42	-0.15	-0.61	935.55
7	-0.21	-1.92	102.29	19	-0.19	-1.09	407.71	31	-0.17	-0.83	686.56	43	-0.16	-0.65	941.37
8	-0.27	-2.46	115.89	20	-0.25	-1.42	419.89	32	-0.23	-1.06	697.63	44	-0.20	-0.83	950.82
9	-0.32	-2.85	135.47	21	-0.31	-1.76	439.21	33	-0.28	-1.31	714.89				
10	-0.00	-0.02	135.48	22	-0.01	-0.06	439.24	34	-0.01	-0.06	714.93				
11	0.46	3.91	176.37	23	0.42	2.35	475.10	35	0.37	1.70	745.11				
12	0.86	6.71	318.37	24	0.79	4.28	602.75	36	0.72	3.27	860.42				

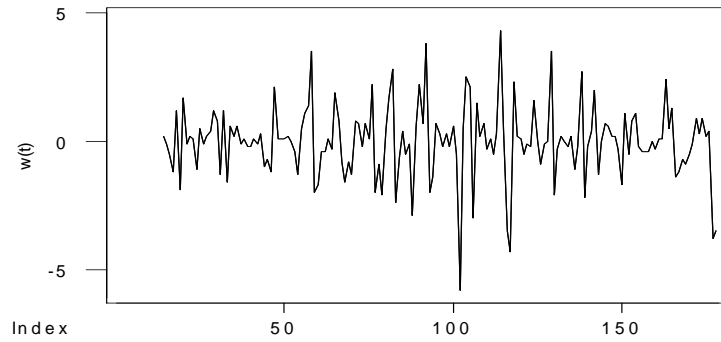
Partial Autocorrelation Function for y(t)



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.47	6.32	13	-0.27	-3.62	25	-0.02	-0.33	37	0.03	0.38
2	-0.32	-4.21	14	-0.01	-0.17	26	-0.06	-0.74	38	-0.03	-0.35
3	-0.30	-4.00	15	0.01	0.13	27	0.07	0.99	39	-0.01	-0.17
4	0.09	1.22	16	-0.07	-0.95	28	-0.00	-0.05	40	0.02	0.23
5	-0.23	-3.05	17	-0.01	-0.16	29	-0.02	-0.26	41	-0.04	-0.56
6	-0.25	-3.33	18	0.02	0.24	30	-0.04	-0.60	42	0.03	0.35
7	-0.16	-2.09	19	0.03	0.44	31	0.01	0.20	43	-0.00	-0.00
8	-0.43	-5.67	20	0.07	0.89	32	0.03	0.37	44	0.03	0.43
9	-0.64	-8.56	21	-0.12	-1.62	33	-0.02	-0.25			
10	-0.31	-4.11	22	-0.02	-0.26	34	0.00	0.06			
11	-0.16	-2.18	23	-0.06	-0.86	35	-0.09	-1.17			
12	0.41	5.42	24	0.13	1.74	36	0.05	0.61			

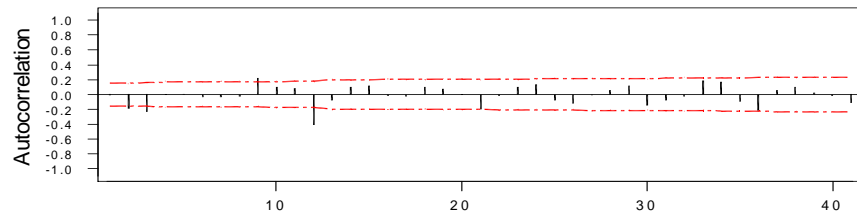
نرى انها تحتاج إلى تفريق موسمي من الرتبة 12 أي  $w_t = (1 - B^{12})(1 - B)z_t$  وينتج المتسلسلة

التالية



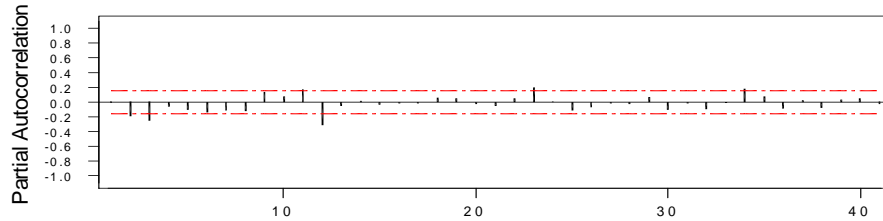
ولها دوال ترابط ذاتي وترابط ذاتي جزئي

Autocorrelation Function for w (t)



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.01	-0.19	0.04	13	-0.08	-0.84	60.69	25	-0.08	-0.76	83.09	37	0.05	0.46	122.40
2	-0.19	-2.48	6.31	14	0.10	0.98	62.50	26	-0.13	-1.18	86.28	38	0.10	0.84	124.52
3	-0.24	-2.97	16.10	15	0.12	1.15	65.01	27	-0.01	-0.13	86.33	39	0.02	0.15	124.59
4	-0.00	-0.03	16.10	16	-0.02	-0.17	65.07	28	0.06	0.56	87.07	40	-0.02	-0.16	124.67
5	0.00	0.03	16.10	17	-0.03	-0.28	65.22	29	0.12	1.09	89.94	41	-0.12	-1.01	127.84
6	-0.04	-0.50	16.41	18	0.10	1.01	67.24	30	-0.15	-1.36	94.47				
7	-0.04	-0.49	16.71	19	0.07	0.70	68.23	31	-0.08	-0.72	95.80				
8	-0.03	-0.31	16.83	20	-0.01	-0.05	68.24	32	-0.03	-0.28	96.01				
9	0.22	2.56	25.26	21	-0.20	-1.94	75.94	33	0.19	1.66	103.20				
10	0.10	1.16	27.13	22	-0.02	-0.23	76.05	34	0.17	1.49	109.19				
11	0.08	0.93	28.37	23	0.10	0.95	78.02	35	-0.10	-0.86	111.24				
12	-0.42	-4.63	59.40	24	0.14	1.30	81.78	36	-0.22	-1.92	121.77				

Partial Autocorrelation Function for w (t)



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	-0.01	-0.19	13	-0.05	-0.69	25	-0.12	-1.49	37	0.02	0.24
2	-0.19	-2.48	14	0.01	0.15	26	-0.08	-0.97	38	-0.08	-1.06
3	-0.26	-3.28	15	-0.04	-0.50	27	-0.03	-0.32	39	0.03	0.44
4	-0.07	-0.85	16	-0.03	-0.33	28	-0.03	-0.36	40	0.05	0.63
5	-0.11	-1.43	17	-0.02	-0.23	29	0.07	0.87	41	-0.03	-0.36
6	-0.14	-1.84	18	0.06	0.78	30	-0.11	-1.39			
7	-0.11	-1.46	19	0.05	0.62	31	-0.02	-0.29			
8	-0.13	-1.66	20	-0.03	-0.42	32	-0.10	-1.29			
9	0.14	1.76	21	-0.05	-0.68	33	-0.01	-0.09			
10	0.07	0.95	22	0.05	0.63	34	0.18	2.31			
11	0.17	2.19	23	0.19	2.50	35	0.07	0.95			
12	-0.32	-4.08	24	0.01	0.09	36	-0.09	-1.18			

من الأنماط المشاهدة لدوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي قد يكون النموذج المناسب هو

SARIMA(1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> أي

$$(1-\phi B)(1-B^{12})(1-B)z_t = (1-\theta B)(1-\Theta B^{12})a_t$$

نطبق هذا النموذج على المتسلسلة كالتالي:

```
MTB > ARIMA 1 1 1 0 1 1 12 'z(t)' 'RESI2';
SUBC> NoConstant;
SUBC> GACF;
SUBC> GPACF;
SUBC> GHistogram;
SUBC> GNormalplot.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for z(t)

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters		
0	307.653	0.100	0.100	0.100
1	281.217	0.100	0.100	0.250
2	262.275	0.226	0.231	0.400
3	262.027	0.376	0.381	0.401
4	261.770	0.526	0.531	0.401
5	261.426	0.675	0.681	0.402
6	260.905	0.824	0.831	0.403
7	260.036	0.970	0.981	0.405
8	227.926	0.835	0.980	0.536
9	221.838	0.748	0.980	0.576
10	221.665	0.738	0.980	0.586
11	221.637	0.738	0.980	0.589
12	221.610	0.737	0.980	0.589
13	221.585	0.737	0.980	0.590

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.7374	0.0620	11.89
MA 1	0.9796	0.0017	582.86
SMA 12	0.5898	0.0736	8.01

Differencing: 1 regular, 1 seasonal of order 12  
 Number of observations: Original series 178, after differencing 165  
 Residuals: SS = 214.393 (backforecasts excluded)  
 MS = 1.323 DF = 162

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

Lag	12	24	36
Chi-Square	15.7 (DF= 9)	30.9 (DF=21)	61.6 (DF=33)
	67.1 (DF=45)		

أي أن النموذج المقترح لهذه المتسلسلة هو

$$(1 - 0.74B)(1 - B^{12})(1 - B)z_t = (1 - 0.98B)(1 - 0.59B^{12})a_t, \quad a_t \sim N(0, 1.323)$$

لاحظ ان

$$\begin{aligned} \phi &= 0.74, \quad s.e.(\phi) = 0.062, \quad t = 11.89 \\ \theta &= 0.96, \quad s.e.(\theta) = 0.0017, \quad t = 582.86 \\ \Theta &= 0.59, \quad s.e.(\Theta) = 0.074, \quad t = 8.01 \end{aligned}$$

أي ان المعالم عالية المعنوية.

**فحص البواقي:**

**إختبار المتوسط**

```
MTB > ZTest 0.0 1.15 'RESI1';
SUBC> Alternative 0.
```

### Z-Test

Test of mu = 0.0000 vs mu not = 0.0000  
 The assumed sigma = 1.15

Variable	N	Mean	StDev	SE Mean	Z	P
RESI1	165	-0.0144	1.1433	0.0895	-0.16	0.87

لاحظ ان الـ P-value=0.87 وهي اكبر من 0.05 اي لانرفض أن متوسط البواقي صفرا

**إختبار عشوائية البواقي**



MTB > Runs 0 'RESI1'.

### Runs Test

RESI1

K = 0.0000

The observed number of runs = 67

The expected number of runs = 82.4061

73 Observations above K 92 below

The test is significant at 0.0149

الإختبار غير معنوي عند 0.05 اي اننا نرفض فرضية عشوائية البواقي وهذا يحتاج إلى إجراء

إختبار آخر أكثر قوة من إختبار الجري مثل إختبار الإشارة Sign Test على الوسيط التالي:

MTB > STest 0.0 'RESI1';

SUBC> Alternative 0.

### Sign Test for Median

Sign test of median = 0.00000 versus not = 0.00000

	N	N*	Below	Equal	Above	P	Median
RESI1	165	13	92	0	73	0.1611	-0.08139

والإختبار معنوي عند 0.1611 وللتأكد نجري إختبار ولكوكسون لإشارات الرتب على الوسيط

التالي

MTB > WTest 0.0 'RESI1';

SUBC> Alternative 0.

### Wilcoxon Signed Rank Test

Test of median = 0.000000 versus median not = 0.000000

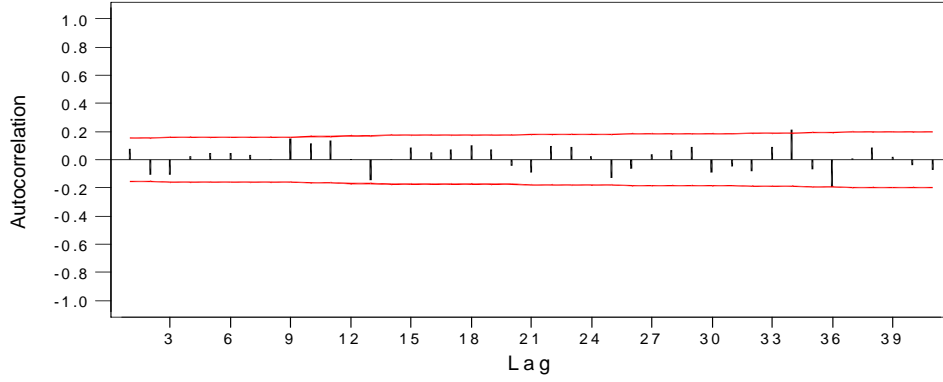
	Number	N for	Wilcoxon	Estimated		
	N	Missing	Test	Statistic	P	Median
RESI1	165	13	165	6321.0	0.392	-0.05940

والإختبار ايضا معنوي عند 0.392

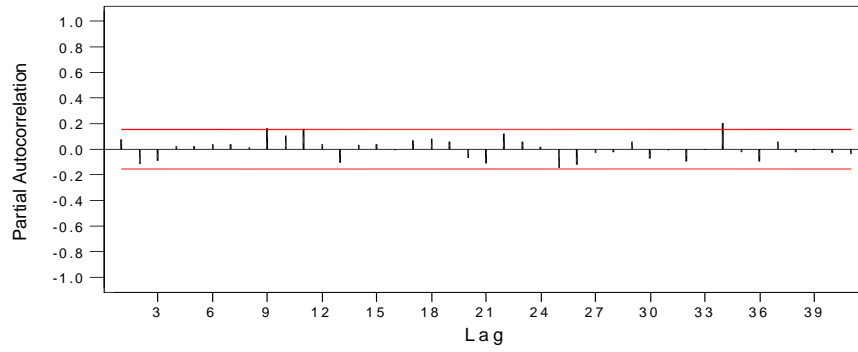
إختبار إستقلال البواقي:

## دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي

ACF of Residuals for  $z(t)$   
(with 95% confidence limits for the autocorrelations)



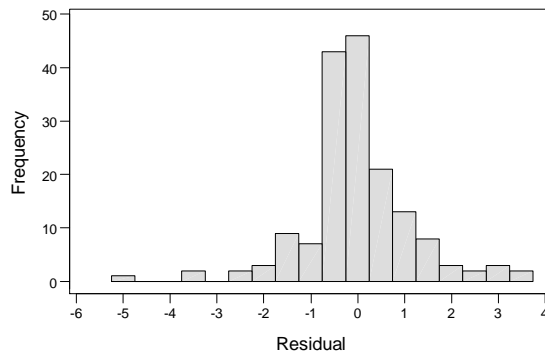
PACF of Residuals for  $z(t)$   
(with 95% confidence limits for the partial autocorrelations)

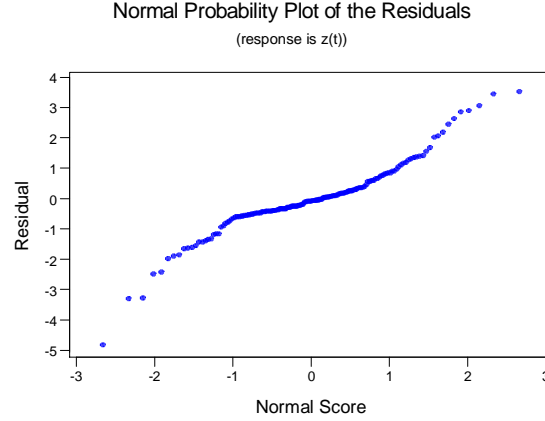


نلاحظ انها تعطي انماط الضجة البيضاء أي انها غير مترابطة وإذا كانت طبيعية فهي مستقلة.

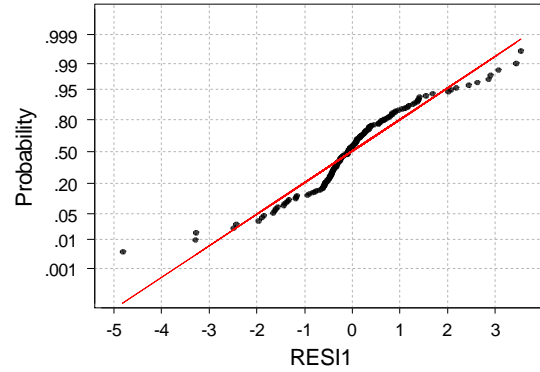
**إختبار طبيعية البواقي:**

Histogram of the Residuals  
(response is  $z(t)$ )





K-S Test for Residuals



Average: -0.0144171  
StDev: 1.14327  
N: 165

Kolmogorov-Smirnov Normality Test  
D+: 0.117 D-: 0.140 D: 0.140  
Approximate P-Value < 0.01

لاحظ ان الـ P-value لإختبار K-S أقل من 0.01 اذا الإختبار معنوي عند  $\alpha = 0.05$  اي لانرفض فرضية طبيعية البواقي.

### التنبؤ باستخدام النموذج:

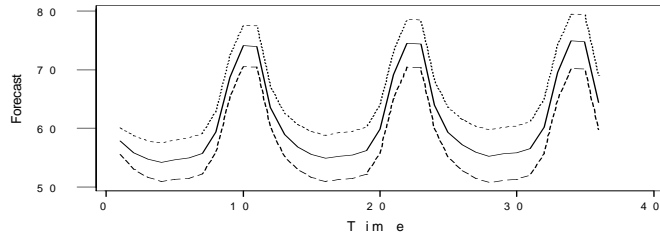
سنقوم بالتنبؤ عن 36 قيمة مستقبلية مع 95% فترات تنبؤ

Forecasts from period 178

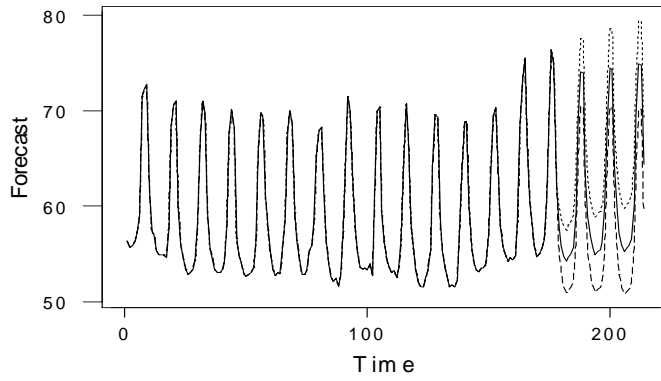
Period	Forecast	95 Percent Limits		Actual
		Lower	Upper	
179	57.7885	55.5332	60.0437	
180	55.8516	53.0220	58.6812	
181	54.7429	51.6264	57.8594	
182	54.1820	50.9063	57.4578	

183	54.6298	51.2601	57.9994
184	54.9152	51.4875	58.3430
185	55.6640	52.1986	59.1294
186	59.3778	55.8869	62.8688
187	68.6924	65.1833	72.2015
188	74.0698	70.5472	77.5925
189	73.9650	70.4317	77.4983
190	63.5866	60.0447	67.1286
191	58.9095	55.1843	62.6347
192	56.7768	52.9407	60.6128
193	55.5237	51.6169	59.4305
194	54.8564	50.9022	58.8105
195	55.2256	51.2380	59.2131
196	55.4531	51.4409	59.4653
197	56.1592	52.1278	60.1905
198	59.8416	55.7947	63.8885
199	69.1329	65.0729	73.1929
200	74.4932	70.4217	78.5647
201	74.3758	70.2940	78.4575
202	63.9881	59.8968	68.0793
203	59.3041	55.0418	63.5664
204	57.1663	52.7962	61.5364
205	55.9095	51.4676	60.3514
206	55.2394	50.7472	59.7315
207	55.6066	51.0774	60.1357
208	55.8326	51.2749	60.3903
209	56.5376	51.9568	61.1184
210	60.2191	55.6189	64.8194
211	69.5099	64.8927	74.1270
212	74.8697	70.2374	79.5021
213	74.7520	70.1057	79.3983
214	64.3640	59.7046	69.0235

ونرسمها بالرسم التالي:



الرسم التالي للمتسلسلة بكاملها مع التنبؤات وفترات التنبؤ



## الفصل السابع

ورقة تدريب عملي على التنبؤ بواسطة نماذج المتوسط المتحرك-الانحدار الذاتي

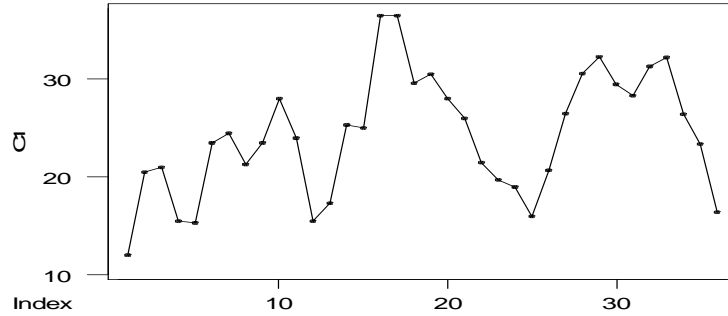
### Forecasting By ARMA Models

المشاهدات التالية لظاهرة عشوائية مسجلة علي شكل متسلسلة زمنية

12.0	20.5	21.0	15.5	15.3	23.5	24.5	21.3
23.5	28.0	24.0	15.5	17.3	25.3	25.0	36.5
36.5	29.6	30.5	28.0	26.0	21.5	19.7	19.0
16.0	20.7	26.5	30.6	32.3	29.5	28.3	31.3
32.2	26.4	23.4	16.4				

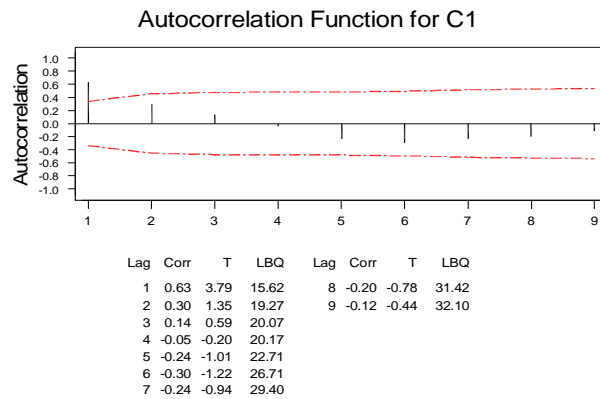
ولها الشكل التالي:

```
MTB > TSPlot C1;  
SUBC> Index;  
SUBC> TDisplay 11;  
SUBC> Symbol;  
SUBC> Connect.
```



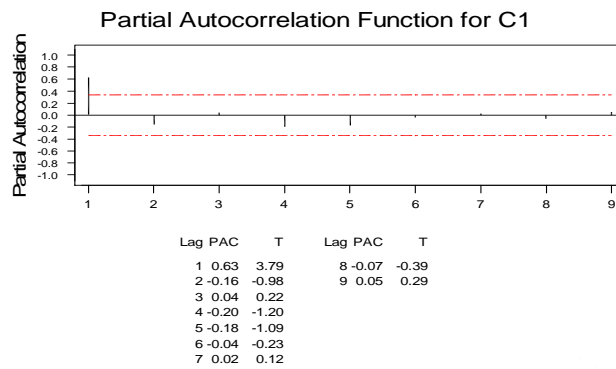
اولا نوجد دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي

```
MTB > %ACF C1.
```



```
MTB > %PACF C1.
```

```
Executing from file: E:\MTBWIN\MACROS\PACF.MAC
```



نلاحظ من انماط اأ

نطبق النموذج المقترح

```
MTB > Name c17 = 'RESI1'  
MTB > ARIMA 1 0 1 C1 'RESI1';  
SUBC> Constant;  
SUBC> Forecast 5 c14 c15 c16;  
SUBC> GACF;  
SUBC> GPACF;  
SUBC> GNormalplot.
```

**ARIMA Model**

ARIMA model for C1

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters		
0	1337.71	0.100	0.100	21.918
1	936.95	0.250	-0.049	18.193
2	849.78	0.211	-0.199	19.106
3	751.53	0.215	-0.349	18.941
4	658.66	0.266	-0.499	17.594
5	592.30	0.372	-0.649	14.890
6	580.80	0.433	-0.699	13.314
7	579.30	0.455	-0.714	12.698
8	579.11	0.464	-0.719	12.470
9	579.08	0.467	-0.721	12.386
10	579.08	0.468	-0.722	12.356
11	579.08	0.468	-0.722	12.345

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.4684	0.1755	2.67
MA 1	-0.7221	0.1380	-5.23
Constant	12.345	1.154	10.70
Mean	23.221	2.170	

Number of observations: 36

Residuals: SS = 523.365 (backforecasts excluded)  
MS = 15.860 DF = 33

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	7.2(DF=10)	15.9(DF=22)	* (DF=*)	* (DF=*)

Forecasts from period 36

Period	Forecast	95 Percent Limits	
		Lower	Upper
Actual			
37	14.7649	6.9578	22.5720



38	19.2606	7.1228	31.3985
39	21.3663	8.4715	34.2610
40	22.3524	9.2975	35.4074
41	22.8143	9.7245	35.9041

النموذج المقترح هو:

$$z_t = 12.345 + 0.4684z_{t-1} + a_t - 0.7221a_{t-1}, \quad a_t \sim WN(0, 15.86) \quad \forall t$$

حيث

$$\hat{\phi}_1 = 0.4684 \quad se(\hat{\phi}_1) = 0.1755 \quad t = 2.67$$

$$\hat{\theta}_1 = -0.7221 \quad se(\hat{\theta}_1) = 0.1380 \quad t = -5.23$$

$$\hat{\delta} = 12.345 \quad se(\hat{\delta}) = 1.154 \quad t = 10.70$$

$$\hat{\sigma}^2 = 15.86 \quad df = 33$$

ونلاحظ ان جميع المقدرات معنوية عند  $\alpha = 0.05$  فمثلا الفرضية

$$H_0: \phi_1 = 0$$

$$H_1: \phi_1 \neq 0$$

$$\text{نختبرها بالإحصائية } t = \frac{\hat{\phi}_1}{se(\hat{\phi}_1)} = \frac{0.4684}{0.1755} = 2.6689 \text{ وهي معنوية عند } \alpha = 0.05 \text{ أي}$$

اننا نرفض ان  $\phi_1 = 0$  وبالمثل لجميع القدرات الاخرى

ثانيا فحص البواقي

إختبار متوسط البواقي:

الإختبار هو

$$H_0: \mu_a = 0, \quad H_1: \mu_a \neq 0$$

MTB > TTest 0.0 'RESI1';

SUBC> Alternative 0.

### T-Test of the Mean

Test of mu = 0.000 vs mu not = 0.000

Variable	N	Mean	StDev	SE Mean	T	P
----------	---	------	-------	---------	---	---

RESI1      36      0.344    3.851      0.642          0.54      0.60  
 لاحظ ان  $t=0.54$  والـ P-Value لها هي 0.6 وهي اكبر من  $\alpha=0.05$  أي ان الإختبار غير معنوي أي يمكن إعتبار متوسط البواقي يساوي الصفر

**إختبار عشوائية البواقي:**

ونستخدم لذلك إختبار الجري Runs Test

MTB > Runs 'RESI1'.

**Runs Test**

RESI1

K =            0.3443

The observed number of runs = 21

The expected number of runs = 19.0000

18 Observations above K    18 below

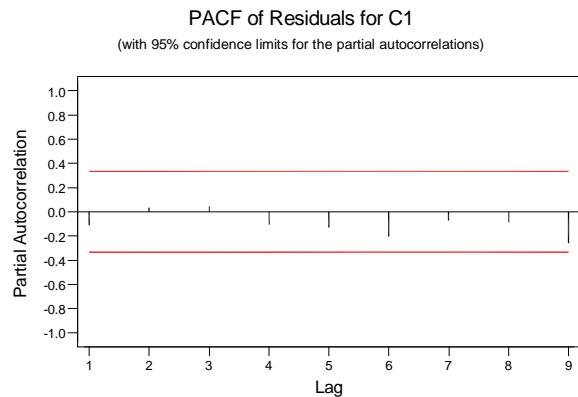
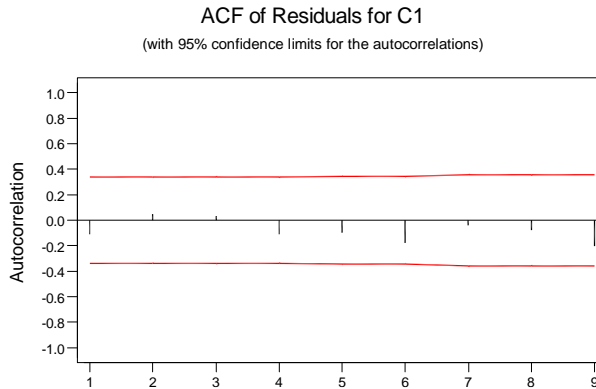
The test is significant at 0.4989

Cannot reject at alpha = 0.05

لايمكننا رفض عشوائية البواقي عند  $\alpha = 0.05$

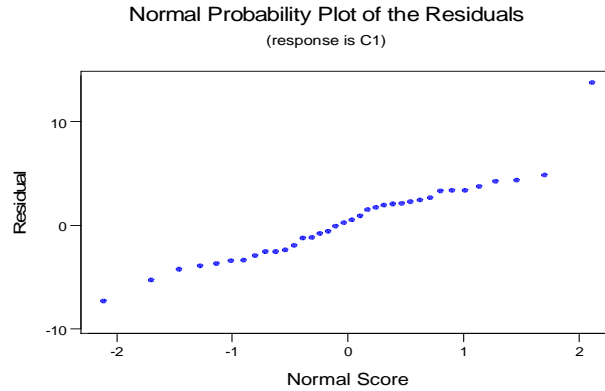
**إختبار ترابط البواقي:**

ونستخدم لذلك إختبار الترابط الذاتي



نلاحظ انه لا يوجد أي ترابط من أي درجة بين القيم المختلفة للبقاوي أي انها تظهر انماط تتمشي مع كونها متسلسلة ضجة بيضاء

واخيرا نختبر طبيعية البقاوي بالـ Normal Probability Plot

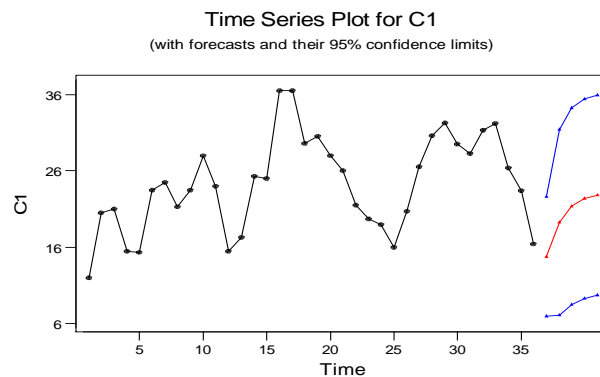


وهو مقبول ( نوعا )

إذا يمكن إعتبار النموذج المقترح مناسباً

الرسم التالي للتنبؤات لخمسة قيم مستقبلية وفترات 95% تنبؤ لها

```
MTB > TSPlot C14 C15 C16;
SUBC> Index;
SUBC> TDisplay 11;
SUBC> Symbol;
SUBC> Connect;
SUBC> overlay.
```

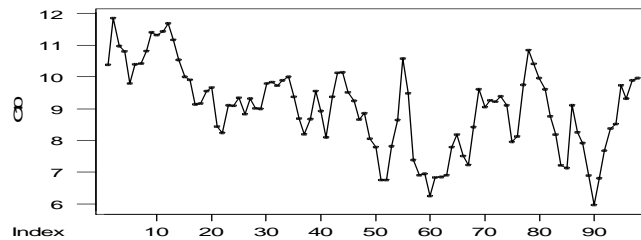


## مثال آخر:

المشاهدات التالية لظاهرة عشوائية مسجلة علي شكل متسلسلة زمنية

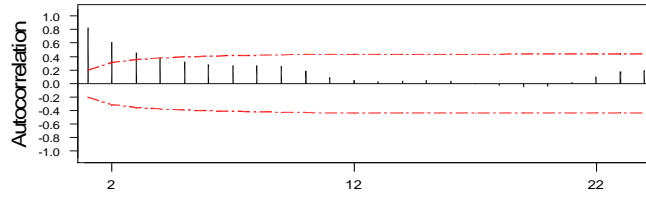
10.38	11.86	10.97	10.80	9.79	10.39	10.42	10.82
11.40	11.32	11.44	11.68	11.17	10.53	10.01	9.91
9.14	9.16	9.55	9.67	8.44	8.24	9.10	9.09
9.35	8.82	9.32	9.01	9.00	9.80	9.83	9.72
9.89	10.01	9.37	8.69	8.19	8.67	9.55	8.92
8.09	9.37	10.13	10.14	9.51	9.24	8.66	8.86
8.05	7.79	6.75	6.75	7.82	8.64	10.58	9.48
7.38	6.90	6.94	6.24	6.84	6.85	6.90	7.79
8.18	7.51	7.23	8.42	9.61	9.05	9.26	9.22
9.38	9.10	7.95	8.12	9.75	10.85	10.41	9.96
9.61	8.76	8.18	7.21	7.13	9.10	8.25	7.91
6.89	5.96	6.80	7.68	8.38	8.52	9.74	9.31
9.89	9.96						

```
MTB > TSPlot C10;  
SUBC> Index;  
SUBC> TDisplay 11;  
SUBC> Symbol;  
SUBC> Connect.
```



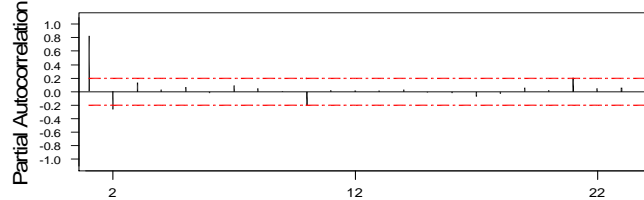
نحصر دوال الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي

Autocorrelation Function for C10



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.83	8.24	69.92	8	0.26	1.26	178.83	15	0.05	0.21	191.63	22	0.10	0.47	194.02
2	0.61	3.91	107.90	9	0.26	1.21	186.14	16	0.04	0.16	191.78	23	0.18	0.81	198.12
3	0.46	2.56	129.56	10	0.18	0.84	189.86	17	0.00	0.02	191.78	24	0.20	0.89	203.24
4	0.37	1.95	143.87	11	0.09	0.43	190.87	18	-0.03	-0.15	191.91				
5	0.33	1.65	155.04	12	0.04	0.20	191.09	19	-0.05	-0.24	192.26				
6	0.28	1.40	163.68	13	0.03	0.13	191.19	20	-0.05	-0.24	192.60				
7	0.26	1.28	171.23	14	0.04	0.19	191.39	21	0.01	0.07	192.63				

Partial Autocorrelation Function for C10



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.83	8.24	8	0.05	0.45	15	-0.01	-0.15	22	0.05	0.51
2	-0.27	-2.64	9	0.00	0.03	16	-0.03	-0.25	23	0.06	0.59
3	0.13	1.29	10	-0.20	-1.98	17	-0.07	-0.73	24	-0.07	-0.65
4	0.03	0.34	11	0.02	0.19	18	-0.03	-0.26			
5	0.06	0.61	12	0.01	0.09	19	0.06	0.60			
6	-0.02	-0.21	13	0.01	0.12	20	0.02	0.20			
7	0.09	0.91	14	0.03	0.34	21	0.21	2.03			

نلاحظ ان الأنماط تقترح نموذج إحدار ذاتي من الدرجة الثانية  $AR(2)$

نطبق النموذج المقترح

```
MTB > Name c17 = 'RESI1'
MTB > ARIMA 2 0 0 C10 'RESI1';
SUBC> Constant;
SUBC> Forecast 5 c14 c15 c16;
SUBC> GSeries;
SUBC> GACF;
SUBC> GPACF;
SUBC> GNormalplot.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for C10

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters		
0	126.398	0.100	0.100	7.283
1	103.515	0.250	0.043	6.434
2	84.535	0.400	-0.014	5.586
3	69.407	0.550	-0.071	4.738
4	58.132	0.700	-0.128	3.887
5	50.724	0.850	-0.184	3.030
6	47.212	1.000	-0.239	2.163
7	46.918	1.053	-0.256	1.838
8	46.916	1.054	-0.255	1.816
9	46.916	1.054	-0.255	1.814
10	46.916	1.054	-0.255	1.814

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	1.0542	0.0992	10.63
AR 2	-0.2547	0.0993	-2.56
Constant	1.81360	0.07092	25.57
Mean	9.0480	0.3538	

Number of observations: 98

Residuals: SS = 46.7518 (backforecasts excluded)

MS = 0.4921 DF = 95

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	7.2(DF=10)	13.7(DF=22)	21.3(DF=34)	28.8(DF=46)

Forecasts from period 98

Period	Forecast	95 Percent Limits	
		Lower	Upper
Actual			

99	9.7950	8.4198	11.1703
100	9.6033	7.6050	11.6016
101	9.4432	7.1234	11.7629
102	9.3232	6.8446	11.8018
103	9.2375	6.6825	11.7925

النموذج المقترح هو

$$z_t = 1.8136 + 1.0542z_{t-1} - 0.2547z_{t-2} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, 0.4921) \quad \forall t$$

مقدرات المعالم وإنحرافات المعيارية وقيم  $t$  لها هي

$$\hat{\phi}_1 = 1.0542 \quad se(\hat{\phi}_1) = 0.0992 \quad t = 10.63$$

$$\hat{\phi}_2 = -0.2547 \quad se(\hat{\phi}_2) = 0.0993 \quad t = -2.56$$

$$\hat{\delta} = 1.8136 \quad se(\hat{\delta}) = 0.07092 \quad t = 25.57$$

$$\hat{\sigma}^2 = 0.4921 \quad df = 95$$

نلاحظ ان جميع المقدرات معنوية عند  $\alpha = 0.05$

لكي نقبل بهذا النموذج علي انه مناسب للتنبؤ تجري إختبارات علي البواقي

```
MTB > TTest 0.0 'RESI1';
SUBC> Alternative 0.
```

### T-Test of the Mean

Test of mu = 0.0000 vs mu not = 0.0000

Variable	N	Mean	StDev	SE Mean	T	P
RESI1	98	-0.0082	0.6942	0.0701	-0.12	0.91

واضح جدا ان الأختبار غير معنوي ( ملاحظة الـ P-Value هي إحتمال ان الفرضية الصفرية صحيحة )

نختبر عشوائية البواقي

```
MTB > Runs 'RESI1'.
```

### Runs Test

```
RESI1
```

```
K = -0.0082
```

```
The observed number of runs = 47
```

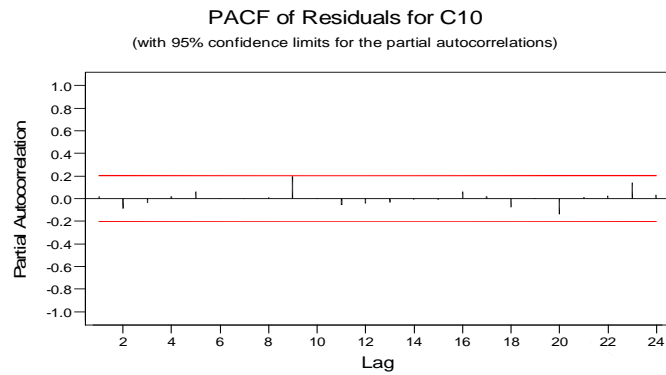
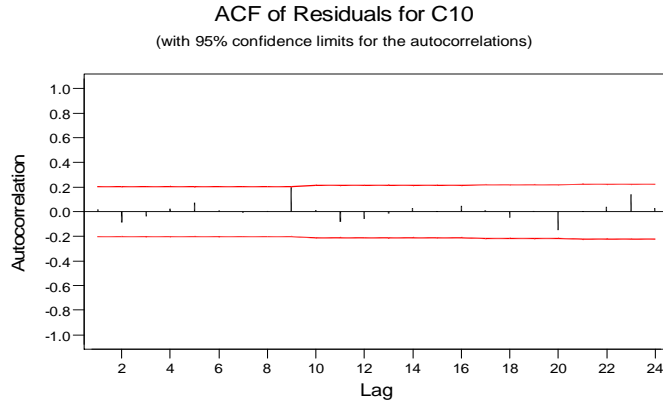
```
The expected number of runs = 49.9184
```

47 Observations above K 51 below

The test is significant at 0.5529

Cannot reject at alpha = 0.05

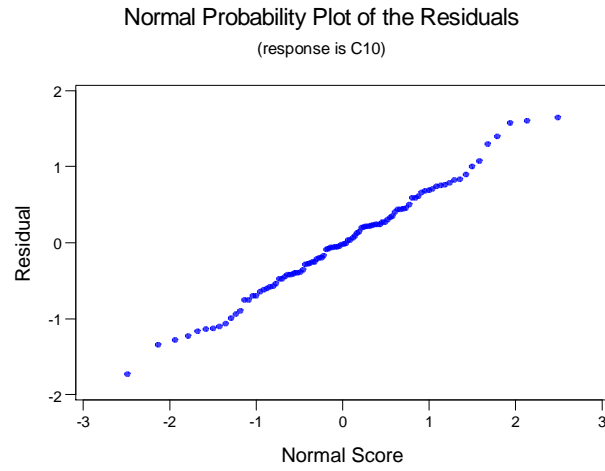
أي لايمكننا رفض فرضية عشوائية البواقي  
نفحص الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي



واضح جدا انماط الض

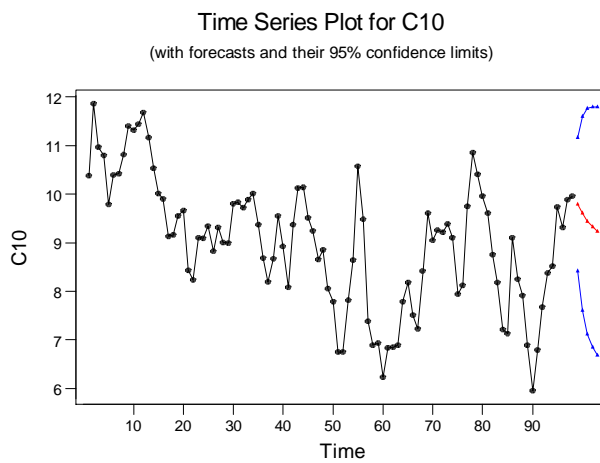
يبقي فحص طبيعية البواقي





ونستطيع ان نرسم التنبؤات الخمسة قيم مستقبلية وفترة 95% تنبؤ لها

```
MTB > TSPlot C14 C15 C16;
SUBC> Index;
SUBC> TDisplay 11;
SUBC> Symbol;
SUBC> Connect;
SUBC> overlay.
```



تمرين: طبق علي المشاهدات السابقة نموذج  $AR(1)$  وقارن بين النتائج



## الفصل الثامن

### مثال على تحليل البواقي ومعايير اختيار النموذج المناسب

#### **: Example on Residual Analysis and Model Selection Criteria**

لقد عرفنا سابقا البواقي علي انها القيم المشاهدة ناقص القيم المطبقة فمن مشاهدات معطاة  $z_1, z_2, \dots, z_n$  ونموذج مطبق ينتج لدينا قيم مطبقة  $\hat{z}_1, \hat{z}_2, \dots, \hat{z}_n$  وتكتب البواقي:

$$e_i = z_i - \hat{z}_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

والبواقي هي مقدرات الأخطاء في النموذج أي  $\hat{a}_i = e_i, i = 1, 2, \dots, n$  ولهذا يجب ان تحقق الشروط المفروضة علي الأخطاء في هذا النموذج والتي منها:

1- متوسط الأخطاء يساوي الصفر

2- الأخطاء عشوائية و غير مترابطة أو مستقلة ( وفي كثير من النماذج نفترض ان الأخطاء لها توزيع طبيعي مستقل ومتطابق بمتوسط صفري وتباين  $\sigma^2$  أي  $a_i \sim IIDN(0, \sigma^2)$  )

لهذا فإننا نجري تحليلا وهو مجموعة من الإختبارات علي البواقي لنري فيما إذا كانت تحقق هذه الشروط وفي هذه الحالة نعتبر النموذج المطبق مقبولا أما إذا فشل احد هذه الإختبارات فيجب علينا إعادة النظر وإقتراح نموذج آخر  
أولا: إختبار المتوسط

$$H_0 : E(a_i) = 0$$

$$H_1 : E(a_i) \neq 0$$

وهو إختبار بذيلين ونستخدم فيه الإحصائية  $u = \frac{\bar{e}}{se(\bar{e})}$  والتي لها توزيع طبيعي قياسي فعند

مستوى معنوية  $\alpha = 0.05$  نعتبر ان  $E(a_i) = 0$  إذا كانت  $|u| < 1.96$  ( هذا علي إعتبار ان حجم العينة اكبر من 30 وحدة وهذا دائما متحقق للمتسلسلات الزمنية التي ندرسها )

#### **مثال:**

سوف نعود الي مثال تطبيق متوسط متحرك من الدرجة الثالثة علي المتغير Metals

```
MTB > RETR 'E:\Mtbwin\DATA\EMPLOY.MTW'.
```

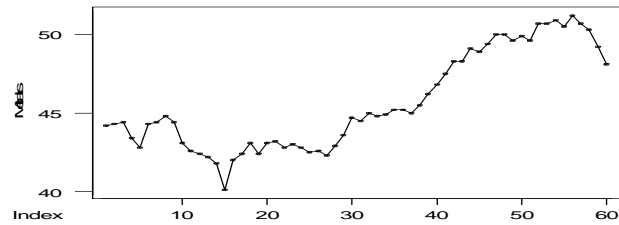
```
Retrieving worksheet from file: E:\Mtbwin\DATA\EMPLOY.MTW
```

```
Worksheet was saved on 6/ 5/1996
```

```
MTB > TSPlot 'Metals';
```

```
SUBC> Index;
```

```
SUBC> TDisplay 11;  
SUBC> Symbol;  
SUBC> Connect.
```



```
MTB > Name c4 = 'AVER1' c5 = 'FITS1' c6 = 'RESI1'  
MTB > %MA 'Metals' 3;  
SUBC> Averages 'AVER1';  
SUBC> Fits 'FITS1';  
SUBC> Residuals 'RESI1'.  
Executing from file: E:\MTBWIN\MACROS\MA.MAC
```

### **Moving average**

Data	Metals
Length	60.0000
NMissing	0

Moving Average

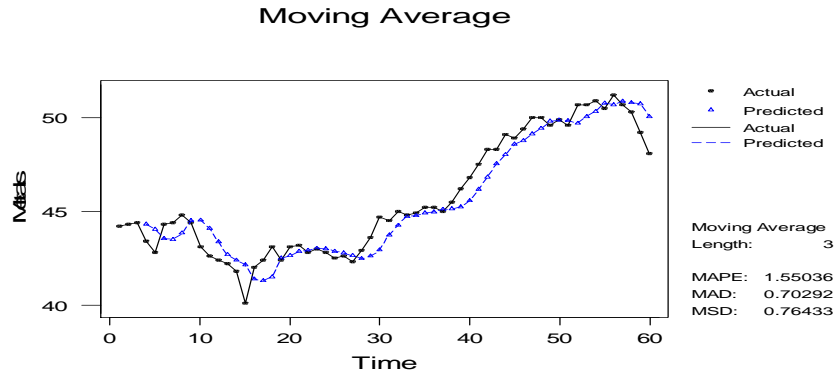
Length: 3

Accuracy Measures

MAPE: 1.55036

MAD: 0.70292

MSD: 0.76433



لاحظ اننا خزنا البواقي في العمود السادس والقيم المطبقة في العمود الخامس

```
MTB > print c3 c6 c5
```

#### Data Display

Row	Metals	RESI1	FITS1
1	44.2	*	*
2	44.3	*	*
3	44.4	*	*
4	43.4	-0.90000	44.3000
5	42.8	-1.23333	44.0333
6	44.3	0.76667	43.5333
7	44.4	0.90000	43.5000
8	44.8	0.96667	43.8333
9	44.4	-0.10000	44.5000
10	43.1	-1.43333	44.5333
11	42.6	-1.50000	44.1000
12	42.4	-0.96667	43.3667
13	42.2	-0.50000	42.7000
14	41.8	-0.60000	42.4000
15	40.1	-2.03333	42.1333

16	42.0	0.63333	41.3667
17	42.4	1.10000	41.3000
18	43.1	1.60000	41.5000
19	42.4	-0.10000	42.5000
20	43.1	0.46667	42.6333
21	43.2	0.33333	42.8667
22	42.8	-0.10000	42.9000
23	43.0	-0.03333	43.0333
24	42.8	-0.20000	43.0000
25	42.5	-0.36667	42.8667
26	42.6	-0.16667	42.7667
27	42.3	-0.33333	42.6333
28	42.9	0.43333	42.4667
29	43.6	1.00000	42.6000
30	44.7	1.76667	42.9333
31	44.5	0.76667	43.7333
32	45.0	0.73333	44.2667
33	44.8	0.06667	44.7333
34	44.9	0.13333	44.7667
35	45.2	0.30000	44.9000
36	45.2	0.23333	44.9667
37	45.0	-0.10000	45.1000
38	45.5	0.36667	45.1333
39	46.2	0.96667	45.2333
40	46.8	1.23333	45.5667
41	47.5	1.33333	46.1667
42	48.3	1.46667	46.8333
43	48.3	0.76667	47.5333
44	49.1	1.06667	48.0333
45	48.9	0.33333	48.5667
46	49.4	0.63333	48.7667
47	50.0	0.86667	49.1333
48	50.0	0.56667	49.4333
49	49.6	-0.20000	49.8000

50	49.9	0.03333	49.8667
51	49.6	-0.23333	49.8333
52	50.7	1.00000	49.7000
53	50.7	0.63333	50.0667
54	50.9	0.56667	50.3333
55	50.5	-0.26667	50.7667
56	51.2	0.50000	50.7000
57	50.7	-0.16667	50.8667
58	50.3	-0.50000	50.8000
59	49.2	-1.53333	50.7333
60	48.1	-1.96667	50.0667

الآن نختبر متوسط البواقي

```
MTB > TTest 0.0 'RESI1';
SUBC> Alternative 0.
```

#### T-Test of the Mean

Test of mu = 0.000 vs mu not = 0.000

Variable	N	Mean	StDev	SE Mean	T	P
RESI1	57	0.158	0.868	0.115	1.37	0.17

ملاحظة: في Minitab يستخدم برنامج عام عندما يكون الانحراف المعياري ( او التباين ) غير معروف ويطلق عليه Ttest . لاحظ ان قيمة الإحصائية هي  $T=1.37$  وهي اقل من 1.96 أي لانرفض الفرضية الصفرية

ثانيا: نختبر عشوائية البواقي بواسطة إختبار الجري Runs test حول المتوسط وحول الصفر تابع المثال:

```
MTB > Runs 'RESI1'.
```

#### Runs Test

RESI1

K = 0.1579

The observed number of runs = 17

The expected number of runs = 29.4211

30 Observations above K 27 below

The test is significant at 0.0009

MTB > Runs 0 'RESI1'.

### Runs Test

RESI1

K = 0.0000

The observed number of runs = 17

The expected number of runs = 28.7895

33 Observations above K 24 below

The test is significant at 0.0013

نلاحظ انه في كلتا الحالتين لانرفض عشوائية البواقي

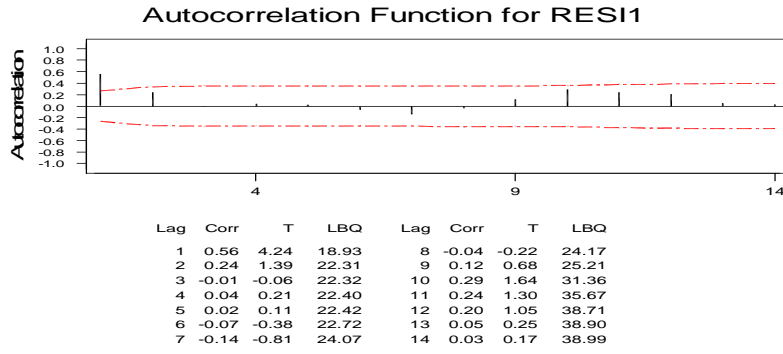
Autocorrelation test ثالثا: نختبر ترابط أو إستقلال البواقي بواسطة إختبار الترابط الذاتي

تابع المثال:

MTB > %ACF 'RESI1'.

Executing from file: E:\MTBWIN\MACROS\ACF.MAC





لاحظ ان الـ T للترابط الذاتي عند التخلف الأول تساوي 4.24 أي اننا نرفض ان  $\rho_1 = 0$  أي يوجد ترابط بين البواقي من الدرجة الأولى في الإختبار

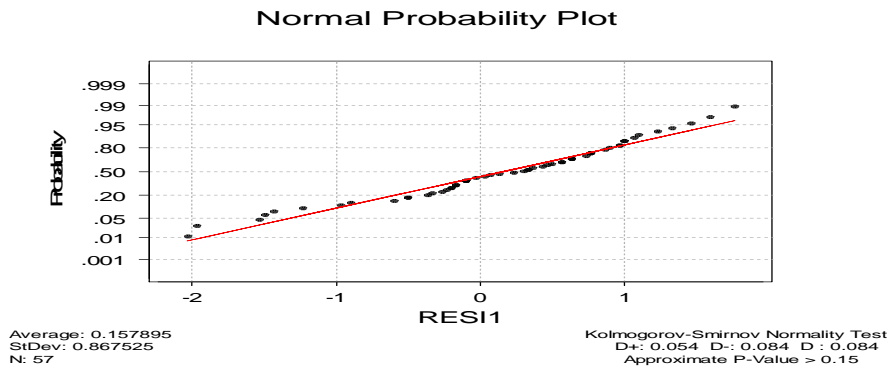
$$H_0 : \rho_1 = 0$$

$$H_1 : \rho_1 \neq 0$$

$$\frac{r_1}{se(r_1)} = 4.24 \text{ حيث الإحصائية هي}$$

رابعا: نختبر في ما إذا كانت البواقي موزعة طبيعيا  
تابع المثال:

```
MTB > %NormPlot 'RESI1';
SUBC> Kstest.
Executing from file: E:\MTBWIN\MACROS\NormPlot.MAC
```



لاحظ الـ P-Value الناتجة تساوي 0.15 وهي اكبر من 0.05 أي لانرفض فرضية التوزيع الطبيعي عند  $\alpha = 0.05$  هناك ايضا إختبار آخر للطبيعية هو الـ Q-Q Plot والذي يبين مدى تطابق مشاهدات ما مع توزيع معين

```
MTB > %Qqplot 'RESI1';  
SUBC> Table;  
SUBC> Conf 95;  
SUBC> Ci.  
Executing from file: E:\MTBW\IN\MACROS\Qqplot.MAC
```

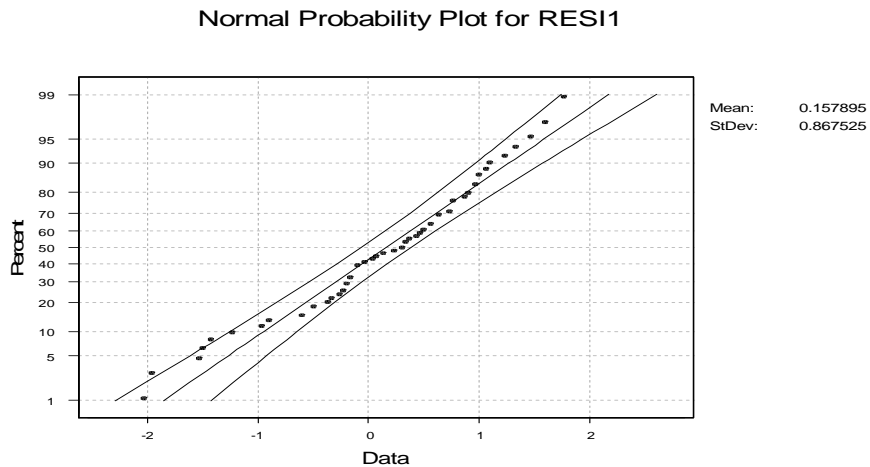
### Distribution Function Analysis

Normal Dist. Parameter Estimates

Data : RESI1

Mean: 0.157895

StDev: 0.867525



لاحظ ان في كلتا الحالتين فإننا لانرفض ان البواقي لها توزيع طبيعي

ملاحظة اخيرة: يبدو ان البواقي تحقق معظم الشروط فيما عدي الترابط الذي يوجد بين القيم المتتالية وهذا يجعلنا نرفض جودة التطبيق لطريقة المتوسط المتحرك من الدرجة الثالثة حيث ادي الي بواقي مترابطة.

## الفصل التاسع

### تحليل او تفكيك المتسلسلة الى مركبات :Decomposition Method

ينظر إلى المتسلسلة الزمنية على انها مكونة من عدة مركبات أو اجزاء متحدة مع بعضها لتكوين هذه المتسلسلة،

لنفترض ان لدينا المتسلسلة الزمنية المشاهدة  $z_1, z_2, \dots, z_n$ . لقد وجد بالتجربة أنه يمكن نمذجتها على الشكل

$$z_t = T_t + S_t + C_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

حيث  $Z_t$  المتسلسلة الزمنية المشاهدة و  $T_t$  مركبة الإنجراف وهي التي تنمذج الإتجاه العام الذي تنحي أو تنجرف اليه المتسلسلة و  $S_t$  مركبة موسمية وتنمذج التأثير الموسمي (إذا وجد) وهو التغير الذي يحدث للمتسلسلة نتيجة التأثيرات الموسمية مثل الشهرية والسوية و  $C_t$  مركبة دورية (إذا وجدت) و تنمذج منحى أو إتجاه يتكرر بعد فترات زمنية طويلة غير موسمية و  $E_t$  مركبة الخطأ وتشمل جميع العوامل الاخرى التي تؤثر على المتسلسلة والتي لايمكن نمذجتها ضمنيا أو التي لايمكن مشاهدتها او قياسها. النموذج السابق يسمى بالنموذج الإضافي Additive Model وذلك لأن كل المركبات تدخل بشكل إضافي في النموذج. هناك أشكال اخرى مثل

$$z_t = T_t S_t + C_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$z_t = T_t S_t C_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

والتي تسمى بالنماذج التضاعفية Multiplicative Models .

في هذا المستوى سوف نهمل المركبة الدورية  $C_t$  وذلك لأن المركبة الدورية نادرا ماتكون موجودة في المتسلسلات القصيرة أو الطويلة نسبيا لأنها تحتاج الى مشاهدات طويلة جدا على مدي عدد كبير من العقود.

ونكتفي بالنماذج علي الشكل

$$z_t = T_t + S_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$z_t = T_t S_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

أنظر كتاب FORECASTING: METHODS AND APPLICATIONS للمؤلفين

MAKRIDAKIS/ WHEELWRIGHT/ McGEE ص 131-141

سوف نستعرض في المثال التالي طرق التحليل الإضافية والتضاعفية بدون المركبة الدورية أي النماذج

$$z_t = T_t + S_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$z_t = T_t S_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

البيانات التالية هي الطلب علي البنزين بملايين اللترات في مدينة اونتاريو بكندا من سنة 1960

وحتى سنة 1975

GasDemand

MONTHLY GASOLINE DEMAND ONTARIO GALLON MILLIONS 1960-1975

```

87695  86890  96442  98133 113615 123924 128924 134775 117357 114626
107677 108087  92188  88591  98683  99207 125485 124677 132543
140735  124008 121194 111634 111565 101007  94228 104255 106922
130621 125251  140318 146174 122318 128770 117518 115492 108497
100482 106140 118581  132371 132042 151938 150997 130931 137018
121271 123548 109894 106061  112539 125745 136251 140892 158390
148314 144148 140138 124075 136485  109895 109044 122499 124264
142296 150693 163331 165837 151731 142491  140229 140463 116963
118049 137869 127392 154166 160227 165869 173522  155828 153771
143963 143898 124046 121260 138870 129782 162312 167211  172897
189689 166496 160754 155582 145936 139625 137361 138963 155301
172026 165004 185861 190270 163903 174270 160272 165614 146182 137728
148932 156751 177998 174559 198079 189073 175702 180097 155202 174508
154277 144998 159644 168646 166273 190176 205541 193657 182617 189614
174176 184416 158167 156261 176353 175720 193939 201269 218960 209861
198688 190474 194502 190755 166286 170699 181468 174241 210802 212262
218099 229001 203200 212557 197095 193693 188992 175347 196265 203526
227443 233038 234119 255133 216478 232868 221616 209893 194784 189756
193522 212870 248565 221532 252642 255007 206826 233231 212678 217173
199024 191813 195997 208684 244113 243108 255918 244642 237579 237579
217775 227621

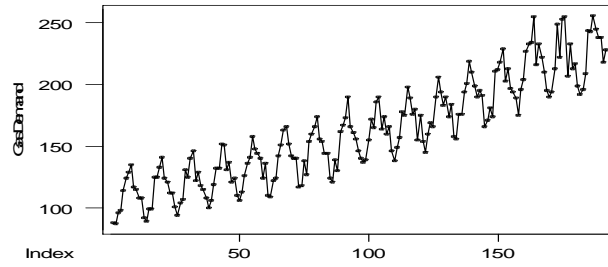
```

أولا نرسم المتسلسلة في مخطط زمني

```

MTB > TSPlot 'GasDemand';
SUBC> Index;
SUBC> TDisplay 11;
SUBC> Symbol;
SUBC> Connect.

```



نلاحظ ان المتسلسلة الزمنية موسمية ومنجرفة الى الاعلى

اولا: تطبيق النموذج الإضافي:  $z_t = T_t + S_t + E_t, t = 1, 2, \dots, n$

```
MTB > %Decomp 'GasDemand' 12;
SUBC> Additive ;
SUBC> Forecasts 24;
SUBC> Title "Forecast of Gasoline Demand";
SUBC> Start 1.
```

### Time Series Decomposition

```
Data      GasDeman
Length    192.000
NMissing  0
```

Trend Line Equation

$$Y_t = 96.4074 + 0.680579*t$$

Seasonal Indices

Period	Index
1	-20.5625
2	-26.8125
3	-14.8958
4	-11.0625

5	9.89583
6	11.8958
7	22.7708
8	25.1875
9	5.64583
10	7.27083
11	-4.81250
12	-4.52083

Accuracy of Model

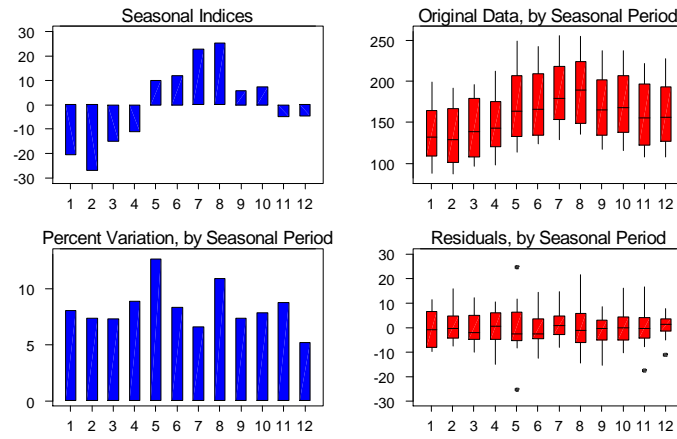
MAPE:	3.6952
MAD:	5.6622
MSD:	52.7851

Forecasts

Row	Period	Forecast
1	193	207.197
2	194	201.627
3	195	214.225
4	196	218.738
5	197	240.377
6	198	243.058
7	199	254.614
8	200	257.711
9	201	238.850
10	202	241.155
11	203	229.753
12	204	230.725
13	205	215.364
14	206	209.794
15	207	222.391
16	208	226.905
17	209	248.544
18	210	251.225
19	211	262.780
20	212	265.878
21	213	247.017
22	214	249.322
23	215	237.919
24	216	238.892

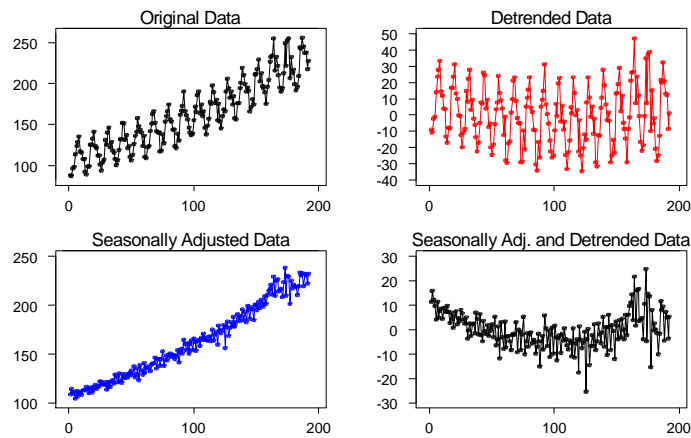
شکل (1)

### Forecast of Gasoline Demand



شکل (2)

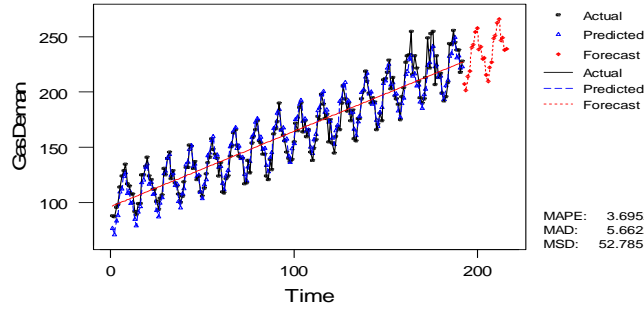
### Forecast of Gasoline Demand



شکل (3)



Forecast of Gasoline Demand



### مناقشة النتائج:

شكل (1) يوضح المؤشرات الموسمية Seasonal Indices ، فالشكل الأعلى من اليسار يبين تأثير الطلب في الأشهر المختلفة من السنة ففي الأشهر 11 و 12 و 1 و 2 و 3 و 4 يحدث نقص في الطلب إذ يتناقص تدريجياً حتى يصل إلى أقل معدل له في الشهر 2 ثم يتزايد حتى يصبح موجبا في الشهر 5 ويتزايد حتى يصل اقصى قيمة موجبة في الشهر 8 ثم ينقص بشكل كبير بعدئذ. الشكل الأعلى من اليمين يعطي رسم الصندوق Box Plot للملاحظات الأصلية موزعة على الأشهر وهو يوضح توزيع وانتشار الملاحظات على كل شهر والقيم الخارجة Out Liers. الشكل الأسفل من اليسار يعطي التغير النسبي المئوي على الفترات الموسمية (الأشهر). الشكل الأسفل الأيمن يعطي رسم الصندوق للبواقي أو الأخطاء موزعة على الأشهر.

شكل (2) الشكل الأعلى من اليمين يعطي الملاحظات الأصلية، الشكل الأعلى من اليسار يعطي الملاحظات بعد إزاحة مركبة الإنجراف أي

$$w_t = z_t - T_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$= S_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

الشكل الأسفل من اليسار يعطي الملاحظات الأصلية بعد إزاحة المركبة الموسمية أي

$$y_t = z_t - S_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$= T_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

الشكل الأسفل الأيمن يعطي مركبة الخطأ  $E_t$  أو البواقي بعد إزاحة مركبتي الإنجراف والموسمية من الملاحظات الأصلية أي

$$e_t = z_t - T_t - S_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$= E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

شكل (3) يعطي التنبؤات للقيم 24 المستقبلية مع مقاييس دقة التطبيق.

$$z_t = T_t S_t + E_t, \quad t = 1, 2, \dots, n \quad \text{ثانياً: تطبيق النموذج التضاعفي:}$$

```
MTB > %Decomp 'GasDemand' 12;
SUBC>   Forecasts 24;
SUBC>   Title "Forecast of Gasoline Demand";
SUBC>   Start 1.
Executing from file: D:\MTBWIN\MACROS\Decomp.MAC
```

Macro is running ... please wait

### Time Series Decomposition

```
Data          GasDeman
Length        192.000
NMissing      0
```

### Trend Line Equation

$$Y_t = 96.4074 + 0.680579 * t$$

### Seasonal Indices

Period	Index
1	0.860355
2	0.828555
3	0.892431
4	0.936273
5	1.06124
6	1.07274
7	1.15775
8	1.17075
9	1.03409
10	1.05059
11	0.966300
12	0.968923

### Accuracy of Model

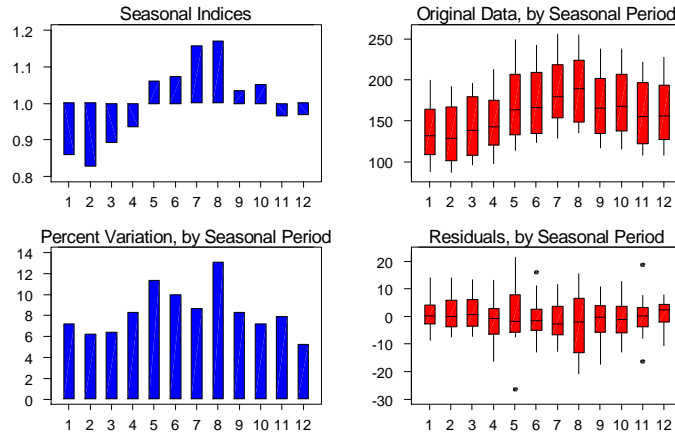
MAPE: 3.6338  
MAD: 5.7720  
MSD: 56.8996

### Forecasts

Row	Period	Forecast
1	193	195.954
2	194	189.275
3	195	204.474
4	196	215.156
5	197	244.596
6	198	247.977
7	199	268.415
8	200	272.227
9	201	241.154
10	202	245.718
11	203	226.660
12	204	227.935
13	205	202.980
14	206	196.042
15	207	211.762
16	208	222.803
17	209	253.263
18	210	256.738
19	211	277.870
20	212	281.789
21	213	249.599
22	214	254.298
23	215	234.552
24	216	235.848

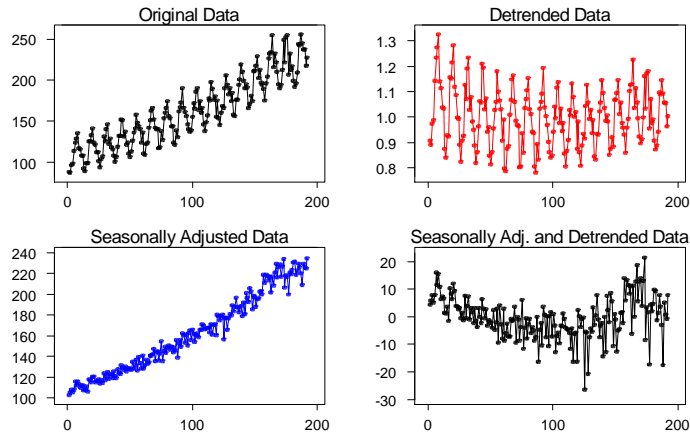
شكل (4)

### Forecast of Gasoline Demand



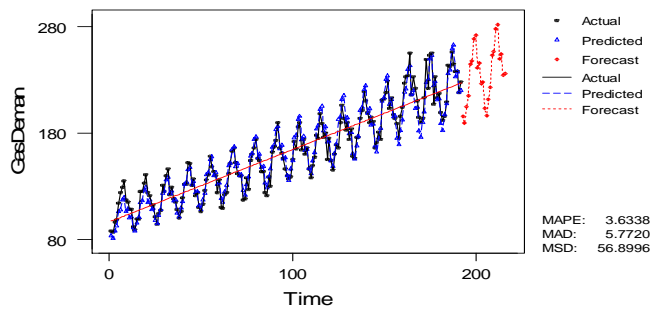
شكل (5)

### Forecast of Gasoline Demand



شكل (6)

### Forecast of Gasoline Demand



### مناقشة النتائج:

الأشكال (4) و (5) و (6) لها نفس التفسير كما في الأشكال (1) و (2) و (3).

بما اننا طبقنا نموذجين على المتسلسلة المشاهدة فيجب أن نختار افضل نموذج، وهنا يأتي دور مقاييس دقة التطبيق والتي تنتج من البرنامج، لدينا ثلاثة مقاييس دقة:

1- متوسط الخطأ النسبي المطلق Mean Absolute Percentage Error أو MAPE ويعطى بالعلاقة

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{z_t - \hat{z}_t}{z_t} \right|}{n} \times 100, \quad z_t \neq 0$$

2- متوسط الإنحراف المطلق Mean Absolute Deviation أو MAD ويعطى بالعلاقة

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |z_t - \hat{z}_t|}{n}$$

3- متوسط الإنحراف المربع (أو متوسط الخطأ المربع) MSD (أو MSE) ويعطى بالعلاقة

$$MSD = \frac{\sum_{t=1}^n (z_t - \hat{z}_t)^2}{n}$$

بإختيار أحد هذه المقاييس نختار النموذج الذي يعطي أقل قيمة لهذا المقياس، المقياس الأكثر إستخداما وشيوعا هو MSD أو MSE وهو الذي سوف هنا.

للمنموذج الإضافي مقاييس الدقة هي:

MAPE: 3.6952

MAD: 5.6622

MSD: 52.7851

و للمنموذج التضاعفي:

MAPE: 3.6338

MAD: 5.7720

MSD: 56.8996

نلاحظ أن النموذج الإضافي اعطى اقل قيمة للمقياس MSD ولذلك نقرر إستخدام هذا النموذج للتنبؤ عن القيم المستقبلية لمتسلسلة الطلب.

## :Decomposition Method تفكيك المتسلسلة الى مركبات

سوف نوضح بالمثل التالي طريقة تحليل أو تفكيك المتسلسلة إلى مركبات. البيانات التالية إنتاج 168 يوما للحليب في أحد المزارع بالكيلو جرام

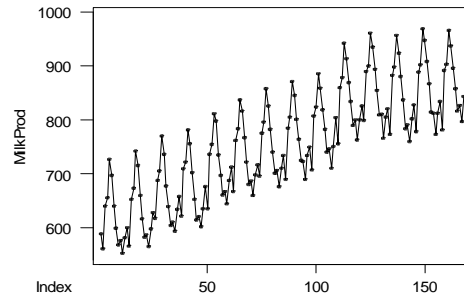
```
MTB > Read "E:\Mtbwin\milk.dat" c1.  
Entering data from file: E:\Mtbwin\milk.dat  
168 rows read.  
MTB > name c1='MilkProd'  
MTB > print c1
```

### Data Display

```
MilkProd  
589 561 640 656 727 697 640 599 568 577  
553 582 600 566 653 673 742 716 660 617  
583 587 565 598 628 618 688 705 770 736  
678 639 604 611 594 634 658 622 709 722  
782 756 702 653 615 621 602 635 677 635  
736 755 811 798 735 697 661 667 645 688  
713 667 762 784 837 817 767 722 681 687  
660 698 717 696 775 796 858 826 783 740  
701 706 677 711 734 690 785 805 871 845  
801 764 725 723 690 734 750 707 807 824  
886 859 819 783 740 747 711 751 804 756  
860 878 942 913 869 834 790 800 763 800  
826 799 890 900 961 935 894 855 809 810  
766 805 821 773 883 898 957 924 881 837  
784 791 760 802 828 778 889 902 969 947  
908 867 815 812 773 813 834 782 892 903  
966 937 896 858 817 827 797 843
```

ونرسم البيانات السابقة بالأوامر:

```
MTB > TSPlot 'MilkProd';  
SUBC> Index;  
SUBC> TDisplay 11;  
SUBC> Symbol;  
SUBC> Connect.
```



اولا: تطبيق النموذج الإضافي:

لمشاهدات  $z_1, z_2, \dots, z_n$  نكتب النموذج على الشكل  $z_t = T_t + S_t + E_t, t = 1, 2, \dots, n$  لكي نقوم بتفكيك هذه المتسلسلة الزمنية الي المركبات السابقة سوف نستعرض طريقتين ممكنة:  
الطريقة الاولى:

1- نطبق إنحدار خطي بسيط للملاحظات علي الزمن لتقدير مركبة الانجراف  $T_t$  أي:

$$\hat{T}_t \equiv \hat{z}_t = a + bt, t = 1, 2, \dots, 168$$

أي:

```
MTB > set c2
DATA> 1:168
DATA> end
MTB > name c1='MilkProd' c2='Time' c3='Trend'
c5='Detrend' c6='Index' c8='Fitted' c9='Resid'
MTB > regr c1 1 c2;
SUBC> fits c3.
```

## Regression Analysis

The regression equation is  
MilkProd = 612 + 1.69 Time

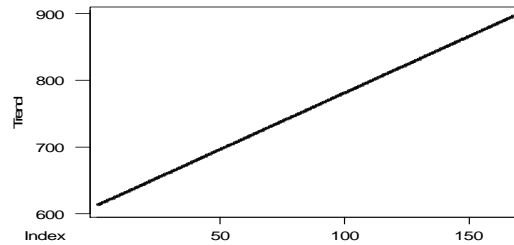
Predictor	Coef	StDev	T	P
Constant	611.682	9.414	64.97	0.000
Time	1.69262	0.09663	17.52	0.000

S = 60.74      R-Sq = 64.9%      R-Sq(adj) = 64.7%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F
Regression	1	1132003	1132003	306.83
Error	166	612439	3689	
Total	167	1744443		

وشكل الإنجراف هو

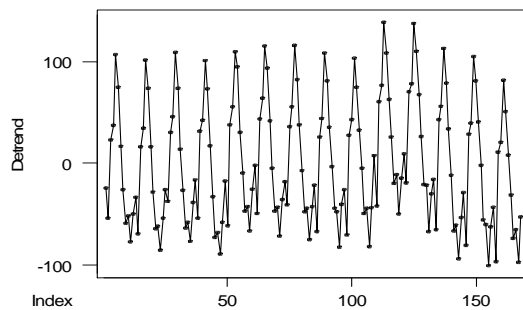


2- نطرح مركبة الإنجراف من المشاهدات الاصلية فنحصل علي مايسمي بالمتسلسلة مزالة

$$z_t - \hat{z}_t = z_t - \hat{T}_t, t = 1, 2, \dots, 168 \text{ أي Detrended Series الإنجراف}$$

MTB > let c5=c1-c3

ولها الشكل التالي:





نلاحظ انها اصبحت موسمية فقط لأن  $z_t - \hat{T}_t = S_t + E_t, t = 1, 2, \dots, 168$

3- لتقدير المركبة الموسمية نوجد المؤشرات الموسمية Seasonal Indices كالتالي:

لنرمز للمؤشرات الموسمية بالرمز  $I_s, s = 1, 2, \dots, 12$  حيث  $I_1$  المؤشر الموسمي للشهر

الأول و  $I_2$  المؤشر الموسمي للشهر الثاني وهكذا ولنرمز بـ  $d_t = z_t - \hat{T}_t, t = 1, 2, \dots, 168$

تقدر هذه المؤشرات كالتالي:

$$I_1 = \frac{1}{14}(d_1 + d_{13} + d_{25} + \dots + d_{157})$$

$$I_2 = \frac{1}{14}(d_2 + d_{14} + d_{26} + \dots + d_{158})$$

⋮

$$I_{12} = \frac{1}{14}(d_{12} + d_{24} + d_{36} + \dots + d_{168})$$

ويتم ذلك باستخدام الأوامر التالية:

```
MTB > set c4
DATA> 14(1:12)
DATA> end
MTB > stat c5;
SUBC> by c4;
SUBC> mean c6.
MTB > Stack 'Index' 'Index' 'Index' 'Index' 'Index'
'Index' 'Index' &
CONT> 'Index' 'Index' 'Index' 'Index' 'Index' 'Index'
'Index' c7.
MTB > let c8=c3+c7
MTB > let c9=c1-c8
MTB > set c10
DATA> 1:12
DATA> end
MTB > print c10 c6
```

### Data Display

Row	Season	Index
1	1	-18.328
2	2	-57.806
3	3	34.716
4	4	49.595
5	5	110.616
6	6	82.281
7	7	32.517
8	8	-9.747
9	9	-52.297
10	10	-48.775
11	11	-79.754
12	12	-43.018

4- التنبؤات تولد كالتالي:

$$z_{168}(\ell) = 612 + 1.69(\ell + 168) + I_{(\ell \bmod 12)}, \ell = 1, 2, \dots$$

فمثلا التنبؤ عند اليوم 169 هو

$$\begin{aligned} z_{168}(1) &= 612 + 1.69(169) + I_1 \\ &= 897.61 + (-18.328) = 879.282 \end{aligned}$$

الطريقة الثانية:

وهي التي يستخدمها برنامج Minitab :

1- كالطريقة الاولى نطبق إنحدار خطي بسيط للملاحظات علي الزمن لتقدير مركبة الانجراف

$T_1$  فنحصل على نفس النتيجة كما في الطريقة الاولى (1)

2- ايضا هنا نطرح مركبة الإنجراف من المشاهدات الاصلية فنحصل علي المتسلسلة مزالة

الإنجراف Detrended Series

3- نطبق الآن متوسط متحرك من درجة الموسم ونوسطه اذا احتاج الامر

4- نطرح المتوسطات المتحركة من نظيراتها في المتسلسلة مزالة الإنجراف فنحصل علي

متسلسلة تحوي المركبات الموسمية

5- تقدر المركبات الموسمية كالتالي:

$$I_1 = \text{Median}(d_1, d_{13}, d_{25}, \dots, d_{157})$$

$$I_2 = \text{Median}(d_2, d_{14}, d_{26}, \dots, d_{158})$$

$$\vdots$$

$$I_{12} = \text{Median}(d_{12}, d_{24}, d_{36}, \dots, d_{168})$$

6- تولد التنبؤات كالسابق

وسوف نستعرض هذا كالتالي:

```
MTB > Read "E:\Mtbwin\milk.dat" c1.
Entering data from file: E:\Mtbwin\milk.dat
    168 rows read.
MTB > name c1='MilkProd'
MTB > set c2
DATA> 1:168
DATA> end
MTB > name c2='Time'
MTB > regr c1 1 c2;
SUBC> fits c3.
```

### Regression Analysis

The regression equation is  
MilkProd = 612 + 1.69 Time

Predictor	Coef	StDev	T	P
Constant	611.682	9.414	64.97	0.000
Time	1.69262	0.09663	17.52	0.000

S = 60.74      R-Sq = 64.9%      R-Sq(adj) = 64.7%

### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F
Regression	1	1132003	1132003	306.83
Error	166	612439	3689	
Total	167	1744443		

0.000

#### Unusual Observations

Obs	Time	MilkProd	Fit	StDev Fit	Residual
113	113	942.00	802.95	5.44	139.05
2.30R					
125	125	961.00	823.26	6.11	137.74
2.28R					

R denotes an observation with a large standardized residual

```
MTB > name c3='Trend'  
MTB > let c4=c1-c3  
MTB > name c4='Detrend'  
MTB > Name c5 = 'AVER1'
```

في الخطوة التالية نطبق متوسط متحرك من الدرجة 12 ونوسطه:

```
MTB > %MA 'Detrend' 12;  
SUBC> Center;  
SUBC> Averages 'AVER1'.
```

Executing from file: E:\MTBWIN\MACROS\MA.MAC

Macro is running ... please wait

#### Moving average

Data	Detrend
Length	168.000
NMissing	0

Moving Average  
Length: 12

#### Accuracy Measures

MAPE: 111.68  
MAD: 52.36  
MSD: 3564.77

نطرح المتوسطات المتحركة الموسطة من المتسلسلة المزال إنجرافها

```

MTB > let c6=c4-c5
MTB > name c6='DeSeason'
MTB > set c2
DATA> 14(1:12)
DATA> end
MTB > stat c6;
SUBC> by c2;
SUBC> median c7.
MTB > name c7='SeasInx'

```

### Data Display

Row	Season	SeasInx
1	1	-20.750
2	2	-58.958
3	3	35.625
4	4	50.083
5	5	109.542
6	6	81.292
7	7	33.917
8	8	-10.000
9	9	-52.792
10	10	-50.250
11	11	-79.958
12	12	-44.375

نقارن الحسابات التي اجريناها مع البرنامج الأصلي:

```

MTB > %Decomp 'MilkProd' 12;
SUBC> Additive ;
SUBC> Start 1.
Executing from file: E:\MTBW\IN\MACROS\Decomp.MAC

Macro is running ... please wait

```

### Time Series Decomposition

```
Data      MilkProd
Length    168.000
NMissing  0
```

Trend Line Equation

$$Y_t = 611.682 + 1.69262*t$$

Seasonal Indices

Period	Index
1	-20.1979
2	-58.4062
3	36.1771
4	50.6354
5	110.094
6	81.8437
7	34.4687
8	-9.44792
9	-52.2396
10	-49.6979
11	-79.4063
12	-43.8229

Accuracy of Model

```
MAPE:      1.583
MAD:       12.088
MSD:      244.406
```

وبمقارنة النتيجة نجد انهما تقريبا متساويتان.

سوف نولد تنبؤات باستخدام البرنامج %Decomp كالتالي:

```
MTB > %Decomp 'MilkProd' 12;
SUBC> Additive ;
```

```
SUBC> Forecasts 12;  
SUBC> Start 1.
```

والتي تعطي التنبؤات:

Forecasts

Row	Period	Forecast
1	169	877.54
2	170	841.02
3	171	937.30
4	172	953.45
5	173	1014.60
6	174	988.04
7	175	942.36
8	176	900.13
9	177	859.04
10	178	863.27
11	179	835.25
12	180	872.53

تمرين: ولد تنبؤات لإنتاج الحليب اليومي باستخدام الطريقتين المعطاة وقارنها بالقيم الأخيرة الناتجة من البرنامج

## الفصل العاشر

### Using Moving Average Smoothing التمهيد و التنبؤ بواسطة المتوسط المتحرك for Forecasting

يستخدم المتوسط المتحرك لتمهيد المشاهدات وذلك بتقليل تباين الأخطاء فمثلا لو كان لدينا مشاهدات من متسلسلة زمنية  $z_1, z_2, z_3, \dots, z_{n-2}, z_{n-1}, z_n$  فالمتوسط المتحرك من الدرجة  $m$  للمشاهدات يحسب من العلاقة

$$\hat{z}_t = \frac{1}{m} (z_t + z_{t-1} + z_{t-2} + \dots + z_{t-m+1}), \quad t = m, m+1, \dots, n$$

أو

$$\hat{z}_t = \hat{z}_{t-1} + \frac{1}{m} (z_t - z_{t-m}), \quad t = m, m+1, \dots, n$$

لاحظ ان عدد المشاهدات اصبح بعد التمهيد  $n - m + 1$ .

فمثلا لو كانت  $m=3$  فإن المتوسط المتحرك من الدرجة الثالثة هو

$$\hat{z}_3 = \frac{1}{3} (z_3 + z_2 + z_1)$$

$$\hat{z}_4 = \frac{1}{3} (z_4 + z_3 + z_2) \quad \text{or} \quad \hat{z}_4 = \hat{z}_3 + \frac{1}{3} (z_4 - z_1)$$

⋮

$$\hat{z}_n = \frac{1}{3} (z_n + z_{n-1} + z_{n-2}) \quad \text{or} \quad \hat{z}_n = \hat{z}_{n-1} + \frac{1}{3} (z_n - z_{n-3})$$

ولكي نرى كيف يعمل التمهيد لتقليل تباين الأخطاء لنفترض ان المشاهدات تتبع النموذج

$$z_t = \mu + a_t, \quad a_t \sim WN(0, \sigma^2), \quad t = 1, 2, \dots, n$$

فيكون

$$V(z_t) = \sigma^2, \quad \forall t$$

وبالتالي

$$V(\hat{z}_t) = \frac{\sigma^2}{m}, \quad t = m, m+1, \dots, n$$



أي ان المشاهدات الممهدة اصبح تباينها أصغر بـ  $m$  ضعف من المشاهدات الأصلية وهذا التمهيد للأخطاء يظهر أي نمط في المتسلسلة كان مدفونا او مغطى من تأثير الأخطاء.  
ملاحظة: تؤخذ  $m$  دائما فردية وذلك لنتجنب توسيط القيم الممهدة.

### التنبؤ باستخدام المتوسط المتحرك:

يؤخذ كمتنبئ للقيم المستقبلية المتوسط المتحرك:

$$z_n(\ell) = \hat{z}_{n-1}, \quad \ell > 0$$

### مثال:

باستخدام الحزمة الأحصائية MINITAB نحمل البيانات من ورقة العمل EMPLOY.MTW

```
MTB > Retrieve 'E:\Mtbwin\DATA\EMPLOY.MTW'.
```

ننظر ماذا تحوي من متغيرات

```
MTB > info
```

### Information on the Worksheet

Column	Count	Name
C1	60	Trade
C2	60	Food
C3	60	Metals

سوف نستخدم المشاهدات للمتغير Metals

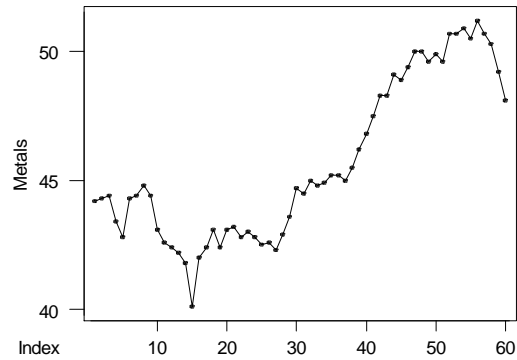
Metals						
44.2	44.3	44.4	43.4	42.8	44.3	44.4
44.8	44.4	43.1	42.6	42.4	42.2	41.8
40.1	42.0	42.4	43.1	42.4	43.1	43.2
42.8	43.0	42.8	42.5	42.6	42.3	42.9
43.6	44.7	44.5	45.0	44.8	44.9	45.2
45.2	45.0	45.5	46.2	46.8	47.5	48.3
48.3	49.1	48.9	49.4	50.0	50.0	49.6
49.9	49.6	50.7	50.7	50.9	50.5	51.2
50.7	50.3	49.2	48.1			

نرسم هذه المشاهدات:

```

MTB > TSPlot 'Metals';
SUBC> Index;
SUBC> TDisplay 11;
SUBC> Symbol;
SUBC> Connect.

```



نطبق الآن تمهيدا لهذه المشاهدات بإستخدام المتوسط المتحرك من الدرجة  $m=3$  ونوجد تنبؤات لـ 6 قيم مستقبليه:

```

MTB > %MA 'Metals' 3;
SUBC> Forecasts 6;
SUBC> Title "Smoothing and Forecasting Metals".
Executing from file: E:\MTBWIN\MACROS\MA.MAC

```

Moving average

```

Data          Metals
Length        60.0000
NMissing      0
Moving Average
Length: 3
Accuracy Measures
MAPE: 1.55036

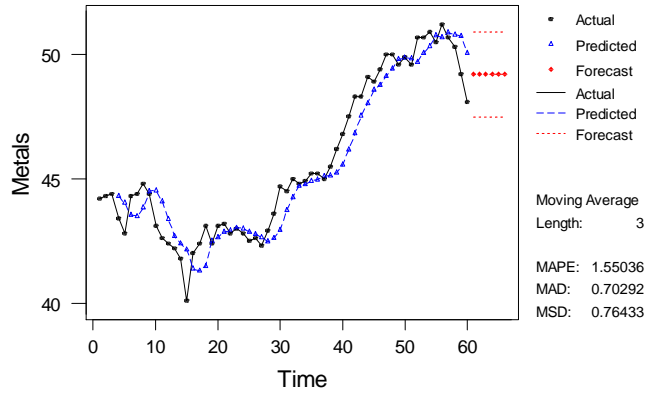
```

MAD: 0.70292

MSD: 0.76433

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	61	49.2	47.4865	50.9135
2	62	49.2	47.4865	50.9135
3	63	49.2	47.4865	50.9135
4	64	49.2	47.4865	50.9135
5	65	49.2	47.4865	50.9135
6	66	49.2	47.4865	50.9135

### Smoothing and Forecasting Metals



ثانياً: مناقشة النتائج

في المثال الحالي

$$\hat{z}_{59} = \frac{50.3 + 49.2 + 48.1}{3} = \frac{147.6}{3} = 49.2$$

تؤخذ التنبؤات للقيم الـ 6 المستقبلية أي للقيم  $z_{n+1}, z_{n+2}, \dots, z_{n+6}$  أو في هذا المثال كالتالي:  $z_{61}, z_{62}, \dots, z_{66}$

$$z_{60}(1) = z_{60}(2) = \dots = z_{60}(6) = 49.2$$

لحساب فترات تنبؤ 95% نحسب الكميات  $l > 0$  أي  $[z_n(l) \pm 1.96\hat{\sigma}]$

$[49.2 \pm 1.96\hat{\sigma}]$  لجميع قيم التنبؤات المستقبلية، نأخذ القيمة  $MSD = 0.76433$  كمقدر لـ

$\sigma^2$  أي  $\hat{\sigma}^2 = 0.76433$  فيكون  $\hat{\sigma} = 0.8743$  وعليه تكون فترة تنبؤ 95% لجميع القيم المستقبلية هي:

$$[49.2 \pm 1.96(0.8743)] = [49.2 \pm 1.7135] = [47.4865, 50.9135]$$

أي:

$$z_{60+\ell} \in [47.4865, 50.9135], \quad \ell > 0 \quad \text{with probability } 0.95$$

ملاحظة: تحسب MSD كالآتي

$$MSD = \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=2}^{n-1} (z_i - \hat{z}_i)^2}{n-2}$$

تمرين:

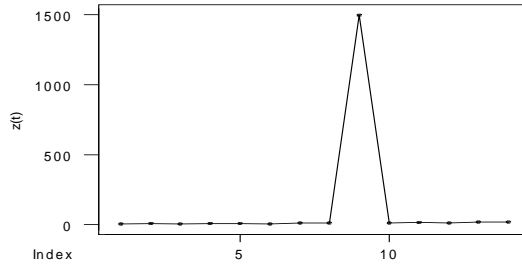
طبق متوسطات متحركة من الدرجات 5 و 7 علي المشاهدات السابقة وقرر ايها افضل للتنبؤ عن القيم المستقبلية؟.

### الوسيط الجارى Running Median

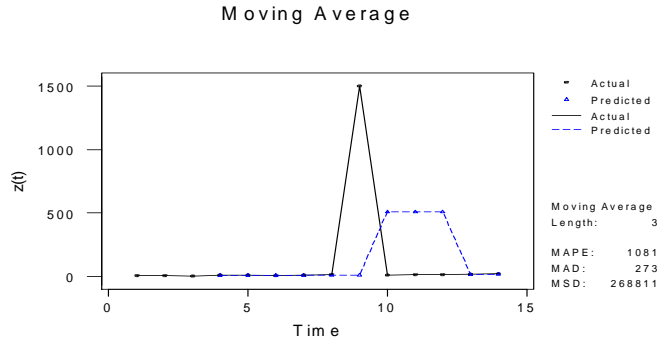
المتوسط المتحرك يتأثر كثيرا بالمشاهدات الخارجة Outliers او المتطرفة فالقيمة المتطرفة الواحدة تؤثر علي  $m$  من المتوسطات المتحركة المتتالية فمثلا لو كانت لدين المشاهدات

$z(t)$	5	7	3	8	9	6	10	12	1500	11	15
Index	13	18	20								

ولها الشكل



بأخذ متوسط متحرك من الدرجة 3 نجد

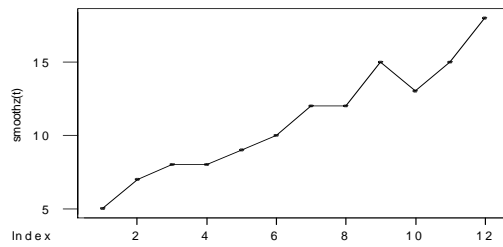


لاحظ ان المتوسط المتحرك الناتج تأثرت فيه ثلاثة قيم بالقيمة المتطرفة. للتغلب على مثل هذه الصعوبات يستخدم الوسيط الجاري ذا الطول الفردي كممهد غير خطي والذي لا يتأثر باقيم المتطرفة.

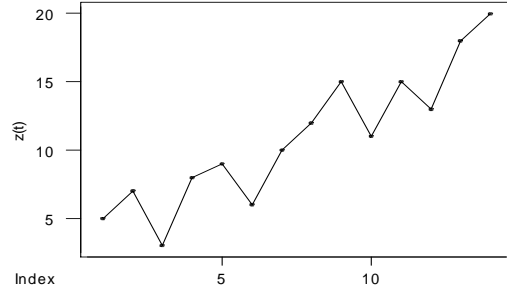
الوسيط الجاري ذا الطول الفردي  $j = 2i + 1$  لمشاهدات  $z_1, z_2, z_3, \dots, z_{n-2}, z_{n-1}, z_n$  يحسب من العلاقة

$$\tilde{z}_i = \text{med}(z_{i-1}, \dots, z_i, \dots, z_{i+1}), j = 2i + 1$$

فمثلا لقيمة  $j = 3$  تصبح العلاقة  $\tilde{z}_i = \text{med}(z_{i-1}, z_i, z_{i+1})$  وبأخذ وسيط جاري ذا الطول 3 للملاحظات السابقة نجد



وإذا كانت القيمة الحقيقية لـ  $z_9$  هي 15 وليس 1500 فإن المشاهدات الحقيقية لها الشكل التالي



قارن بين النتيجتين.

## الفصل الحادي عشر

### التمهيد و التنبؤ بواسطة التمهيد الاسي البسيط Using Single Exponential

#### : Smoothing for Forecasting

التمهيد بواسطة المتوسط المتحرك يعطي جميع البيانات نفس الأهمية وبالتالي فإن القيم القديمة نوعا تؤثر نفس التأثير كالقيم الحديثة وهذا قد لا يكون من الناحية العملية صحيحا، التمهيد الاسي على العكس يعطي القيم الأكثر

حدائة أهمية أكبر والقيم الاخرى تعطى اهمية تتناقص اسيا مع قدمها. فمثلا لو كان لدينا مشاهدات من متسلسلة زمنية  $z_1, z_2, z_3, \dots, z_{n-2}, z_{n-1}, z_n$  فالمتوسط المتحرك من الدرجة  $m$  للمشاهدات يحسب من العلاقة

$$\hat{z}_t = \frac{1}{m} (z_t + z_{t-1} + z_{t-2} + \dots + z_{t-m+1}), \quad t = m, m+1, \dots, n$$

والتي يمكن كتابتها

$$\hat{z}_t = \frac{1}{m} z_t + \frac{1}{m} z_{t-1} + \frac{1}{m} z_{t-2} + \dots + \frac{1}{m} z_{t-m+1}, \quad t = m, m+1, \dots, n$$

$$\hat{z}_t = \beta z_t + \beta z_{t-1} + \beta z_{t-2} + \dots + \beta z_{t-m+1}, \quad t = m, m+1, \dots, n, \quad \beta = \frac{1}{m}$$

أي ان المتوسط المتحرك يعطي جميع البيانات نفس الوزن  $\beta$

الآن لو أعطينا البيانات اوزان تتناقص اسيا مع بُعد المشاهدات عن القيمة الحاضرة  $z_n$  كالتالي

$$s_t = \alpha z_t + \alpha(1-\alpha)z_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 z_{t-2} + \dots, \quad t = 1, 2, \dots, n, \quad 0 < \alpha < 1$$

القيمة  $s_t$  هي متوسط موزون بأوزان تتناقص اسيا لجميع القيم السابقة وهذا مايسمى بالتمهيد الاسي البسيط ويكتب بشكل تكراري

$$s_t = \alpha z_t + (1-\alpha)s_{t-1}, \quad t = 1, 2, \dots, n, \quad s_0 = \bar{z}$$

وتؤخذ التنبؤات

$$z_n(\ell) = s_n, \quad \ell \geq 1$$

## مثال:

تحميل البيانات من ورقة العمل EMPLOY.MTW

```
MTB > Retrieve 'E:\Mtbwin\DATA\EMPLOY.MTW'.
```

سوف نستخدم المشاهدات في التغير Metals

Metals

44.2	44.3	44.4	43.4	42.8	44.3	44.4
44.8	44.4	43.1	42.6	42.4	42.2	41.8
40.1	42.0	42.4	43.1	42.4	43.1	43.2
42.8	43.0	42.8	42.5	42.6	42.3	42.9
43.6	44.7	44.5	45.0	44.8	44.9	45.2
45.2	45.0	45.5	46.2	46.8	47.5	48.3
48.3	49.1	48.9	49.4	50.0	50.0	49.6
49.9	49.6	50.7	50.7	50.9	50.5	51.2
50.7	50.3	49.2	48.1			

نرسم هذه المشاهدات:

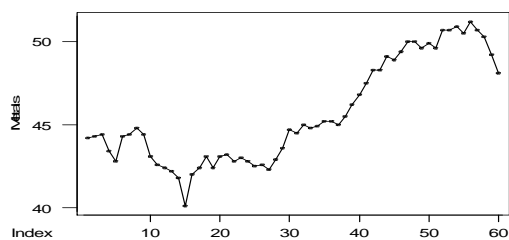
```
MTB > TSPlot 'Metals';
```

```
SUBC> Index;
```

```
SUBC> TDisplay 11;
```

```
SUBC> Symbol;
```

```
SUBC> Connect.
```





نطبق الآن تمهيدا لهذه المشاهدات باستخدام التمهيد الاسي البسيط ونأخذ ثابت تمهيد  $\alpha = 0.2$  ونوجد تنبؤات لـ 6 قيم مستقبليه:

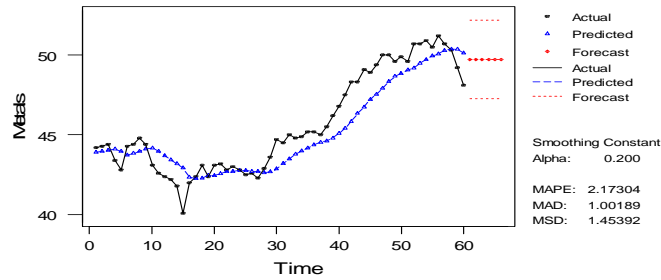
```
MTB > %SES 'Metals';
SUBC> Weight 0.2;
SUBC> Forecasts 6;
SUBC> Title "Smoothing and Forecasting Metals";
SUBC> Initial 6.
```

#### Single Exponential Smoothing

```
Data          Metals
Length        60.0000
NMissing      0
Smoothing Constant
Alpha: 0.2
Accuracy Measures
MAPE: 2.17304
MAD: 1.00189
MSD: 1.45392
```

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	61	49.7216	47.2670	52.1763
2	62	49.7216	47.2670	52.1763
3	63	49.7216	47.2670	52.1763
4	64	49.7216	47.2670	52.1763
5	65	49.7216	47.2670	52.1763
6	66	49.7216	47.2670	52.1763

### Smoothing and Forecasting Metals



### ثانياً: مناقشة النتائج

1- بحسب التمهيد الاسي البسيط لمشاهدات  $z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_{n-2}$  بثابت تمهيد  $\alpha = 0.2$  من العلاقة التكرارية:

$$s_i = \alpha z_i + (1 - \alpha) s_{i-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

لكي نبدأ العلاقة التكرارية لحساب القيم الممهدة اسيا نحتاج الي القيمة الاولية  $s_0$  والتي تحسب بعدة طرق، أحد هذه الطرق والتي سنستخدمها هي وضع  $s_0$  مساوية للمتوسط

$$s_0 = \frac{\sum_{i=1}^m z_i}{m}, \quad m = 6 \text{ (or } n, \text{ if } n < 6)$$

ففي مثالنا

$$s_0 = \frac{44.2 + 44.3 + 44.4 + 43.4 + 42.8 + 44.3}{6} = 43.9$$

وبالتالي يكون

$$s_1 = \alpha z_1 + (1 - \alpha) s_0 = 0.2(44.2) + 0.8(43.9) = 8.84 + 35.12 = 43.96$$

$$s_2 = \alpha z_2 + (1 - \alpha) s_1 = 0.2(44.3) + 0.8(43.96) = 8.86 + 35.168 = 44.028$$

وهكذا نستمر حتي آخر مشاهدة فينتج التالي:

Time	Metals	SMO01	FITS1	RESI1
1	44.2	43.9600	43.9000	0.30000
2	44.3	44.0280	43.9600	0.34000
3	44.4	44.1024	44.0280	0.37200
4	43.4	43.9619	44.1024	-0.70240

5	42.8	43.7295	43.9619	-1.16192
6	44.3	43.8436	43.7295	0.57046
7	44.4	43.9549	43.8436	0.55637
8	44.8	44.1239	43.9549	0.84510
9	44.4	44.1791	44.1239	0.27608
10	43.1	43.9633	44.1791	-1.07914
11	42.6	43.6906	43.9633	-1.36331
12	42.4	43.4325	43.6906	-1.29065
13	42.2	43.1860	43.4325	-1.23252
14	41.8	42.9088	43.1860	-1.38601
15	40.1	42.3470	42.9088	-2.80881
16	42.0	42.2776	42.3470	-0.34705
17	42.4	42.3021	42.2776	0.12236
18	43.1	42.4617	42.3021	0.79789
19	42.4	42.4494	42.4617	-0.06169
20	43.1	42.5795	42.4494	0.65065
21	43.2	42.7036	42.5795	0.62052
22	42.8	42.7229	42.7036	0.09642
23	43.0	42.7783	42.7229	0.27713
24	42.8	42.7826	42.7783	0.02171
25	42.5	42.7261	42.7826	-0.28264
26	42.6	42.7009	42.7261	-0.12611
27	42.3	42.6207	42.7009	-0.40089
28	42.9	42.6766	42.6207	0.27929
29	43.6	42.8613	42.6766	0.92343
30	44.7	43.2290	42.8613	1.83875
31	44.5	43.4832	43.2290	1.27100
32	45.0	43.7866	43.4832	1.51680
33	44.8	43.9892	43.7866	1.01344
34	44.9	44.1714	43.9892	0.91075
35	45.2	44.3771	44.1714	1.02860
36	45.2	44.5417	44.3771	0.82288
37	45.0	44.6334	44.5417	0.45830
38	45.5	44.8067	44.6334	0.86664

39	46.2	45.0853	44.8067	1.39331
40	46.8	45.4283	45.0853	1.71465
41	47.5	45.8426	45.4283	2.07172
42	48.3	46.3341	45.8426	2.45738
43	48.3	46.7273	46.3341	1.96590
44	49.1	47.2018	46.7273	2.37272
45	48.9	47.5415	47.2018	1.69818
46	49.4	47.9132	47.5415	1.85854
47	50.0	48.3305	47.9132	2.08683
48	50.0	48.6644	48.3305	1.66947
49	49.6	48.8515	48.6644	0.93557
50	49.9	49.0612	48.8515	1.04846
51	49.6	49.1690	49.0612	0.53877
52	50.7	49.4752	49.1690	1.53101
53	50.7	49.7202	49.4752	1.22481
54	50.9	49.9561	49.7202	1.17985
55	50.5	50.0649	49.9561	0.54388
56	51.2	50.2919	50.0649	1.13510
57	50.7	50.3735	50.2919	0.40808
58	50.3	50.3588	50.3735	-0.07353
59	49.2	50.1271	50.3588	-1.15883
60	48.1	49.7216	50.1271	-2.02706

العمود الرابع SMOO1 يحوى القيم الممهدة أي  $s_i, i = 1, 2, \dots, 60$  العمود الخامس FITS1

يحوى القيم المطبقة أي  $\hat{z}_i = s_{i-1}, i = 1, 2, \dots, 60$  العمود الخامس RESI1 يحوي الأخطاء

(البواقي Residuals) أي  $e_i = z_i - \hat{z}_i, i = 1, 2, \dots, 60$

2- يؤخذ كمتنبئ للقيم المستقبلية آخر قيمة ممهدة أي:

$$z_n(\ell) = s_n, \quad \ell > 0$$

ففي المثال الحالي

$$z_{60}(\ell) = 49.7216, \quad \ell > 0$$

تؤخذ التنبؤات للقيم الـ 6 المستقبلية أي للقيم  $z_{n+1}, z_{n+2}, \dots, z_{n+6}$  أو في هذا المثال كالتالي:  $z_{61}, z_{62}, \dots, z_{66}$

$$z_{60}(1) = z_{60}(2) = \dots = z_{60}(6) = 49.7216$$

3- لحساب فترات تنبؤ 95% نحسب الكميات  $l > 0$  أي  $[z_n(l) \pm 1.96\hat{\sigma}]$  ، نأخذ القيمة  $MSD = 1.45392$  كمقدر لـ  $\sigma^2$  أي  $\hat{\sigma}^2 = 1.45392$  فيكون  $\hat{\sigma} = 1.205786$  وعليه تكون فترة تنبؤ 95% لجميع القيم المستقبلية هي:

$$[49.7216 \pm 1.96(1.205786)] = [49.7216 \pm 2.3633] = [47.35826, 52.08494]$$

أي:

$$z_{60+l} \in [47.3582, 50.0849], \quad l > 0 \quad \text{with probability } 0.95$$

ملاحظة: تحسب MSD كالتالي

$$MSD = \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (z_i - \hat{z}_i)^2}{n-1}$$

تمرين:

طبق تمهيد اسي بسيط علي المشاهدات السابقة مستخدما  $\alpha = 0.3, 0.4, 0.5$  وقرر ايها افضل للتنبؤ عن القيم المستقبلية؟.

## الفصل الثاني عشر

### التمهيد و التنبؤ بواسطة التمهيد الاسي المزدوج Using Double Exponential

#### : Smoothing for Forecasting

أولاً: طريقة براون Brown's Method:

لمشاهدات  $z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_n$  ولثابت تمهيد  $0 < \alpha < 1$  نوجد التالي:

$$s_t^{(1)} = \alpha z_t + (1 - \alpha) s_{t-1}^{(1)}, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

حيث  $s_t^{(1)}$  تمهيد اسي بسيط  $s_t^{(1)} = s_t$  (انظر التمهيد الاسي البسيط) و (1) ترمز الي درجة هذا التمهيد

$$s_t^{(2)} = \alpha s_t^{(1)} + (1 - \alpha) s_{t-1}^{(2)}, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

حيث  $s_t^{(2)}$  تمهيد اسي مزدوج و (2) ترمز الي درجة هذا التمهيد

$$a_t = 2s_t^{(1)} - s_t^{(2)}, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$b_t = \frac{\alpha}{1 - \alpha} (s_t^{(1)} - s_t^{(2)}), \quad t = 1, 2, \dots, n$$

تحسب القيم المطبقة من المعادلة

$$\hat{z}_t = a_t + b_t t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

وتحسب التنبؤات للقيم المستقبلية  $z_{n+l}, l > 0$  من

$$z_n(l) = a_n + b_n l, \quad l > 0$$

حساب القيم الاولية  $s_0^{(1)}$  و  $s_0^{(2)}$  : من العلاقات السابقة نجد

$$s_0^{(1)} = a_0 - \frac{1 - \alpha}{\alpha} b_0$$

$$s_0^{(2)} = a_0 - 2 \frac{1 - \alpha}{\alpha} b_0$$

نوجد  $a_0$  و  $b_0$  بإنحدار المشاهدات علي الزمن  $t = 1, 2, \dots, n$  ويكون  $z_t = \alpha + \beta t + e_t$ ,

$$b_0 = \hat{\beta} \quad \text{و} \quad a_0 = \hat{\alpha}$$

ثانيا: طريقة هولت Holt's Method:

لمشاهدات  $z_1, z_2, \dots, z_{n-1}, z_{n-2}$  ولثابتي تمهيد  $0 < \alpha < 1$  و  $0 < \gamma < 1$  نوجد التالي:

$$s_t = \alpha z_t + (1 - \alpha)(s_{t-1} + b_{t-1}), \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$$b_t = \gamma(s_t - s_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

نحسب القيم المطبقة من

$$\hat{z}_t = s_t + b_t t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

والتنبؤات للقيم المستقبلية من

$$z_n(\ell) = s_n + b_n \ell, \quad \ell > 0$$

نحسب القيم الاولية  $s_0$  و  $b_0$  من

$$s_0 = z_1$$

$$b_0 = z_2 - z_1 \quad \text{or}$$

$$b_0 = \frac{(z_2 - z_1) + (z_3 - z_2)}{2} = \frac{(z_3 - z_1)}{2} \quad \text{or}$$

$$b_0 = \frac{(z_2 - z_1) + (z_3 - z_2) + (z_4 - z_3)}{3} = \frac{(z_4 - z_1)}{3}$$

مثال:

تحميل البيانات من ورقة العمل EMPLOY.MTW

MTB > Retrieve 'E:\Mtbwin\DATA\EMPLOY.MTW'.

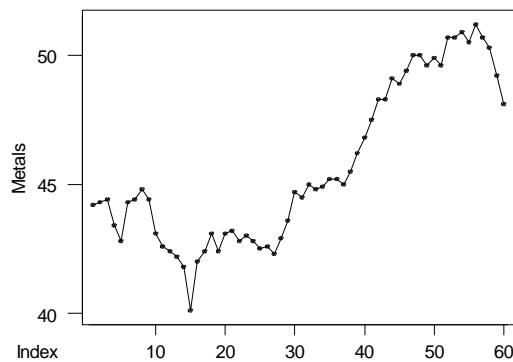
سوف نستخدم المشاهدات في التغير Metals

Metals

44.2	44.3	44.4	43.4	42.8	44.3	44.4
44.8	44.4	43.1	42.6	42.4	42.2	41.8
40.1	42.0	42.4	43.1	42.4	43.1	43.2
42.8	43.0	42.8	42.5	42.6	42.3	42.9
43.6	44.7	44.5	45.0	44.8	44.9	45.2
45.2	45.0	45.5	46.2	46.8	47.5	48.3
48.3	49.1	48.9	49.4	50.0	50.0	49.6
49.9	49.6	50.7	50.7	50.9	50.5	51.2
50.7	50.3	49.2	48.1			

نرسم هذه المشاهدات:

```
MTB > TSPlot 'Metals';  
SUBC> Index;  
SUBC> TDisplay 11;  
SUBC> Symbol;  
SUBC> Connect.
```



نطبق الآن تمهيدا لهذه المشاهدات بإستخدام التمهيد الاسي المزدوج بطريقة براون، نستخدم الآن البرمج (Macro) %DES مع الامر الفرعي WEIGHT بأوزان متساوية سوف نأخذها

0.2

```
MTB > %DES 'Metals';  
SUBC> Weight 0.2 0.2;  
SUBC> Forecasts 6;  
SUBC> Title "Brown's Double Exponential Smoothing";  
SUBC> Table.
```

### Double Exponential Smoothing

```
Data      Metals  
Length    60.0000
```



NMissing 0

Smoothing Constants

Alpha (level): 0.2

Gamma (trend): 0.2

Accuracy Measures

MAPE: 2.16187

MAD: 0.97032

MSD: 1.62936

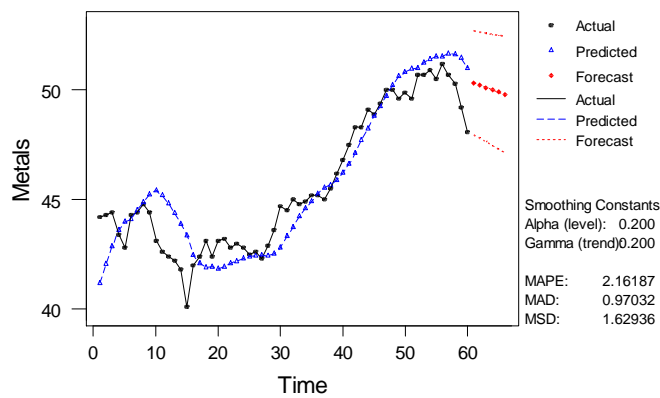
Time	Metals	Smooth	Predict	Error
1	44.2	41.7739	41.1674	3.03257
2	44.3	42.4976	42.0470	2.25303
3	44.4	43.1686	42.8607	1.53927
4	43.4	43.5546	43.5933	-0.19330
5	42.8	43.7373	43.9716	-1.17163
6	44.3	44.1459	44.1074	0.19257
7	44.4	44.4990	44.5238	-0.12377
8	44.8	44.8575	44.8719	-0.07189
9	44.4	45.0620	45.2275	-0.82751
10	43.1	44.9391	45.3989	-2.29891
11	42.6	44.6673	45.1841	-2.58407
12	42.4	44.3271	44.8088	-2.40884
13	42.2	43.9378	44.3723	-2.17229
14	41.8	43.4769	43.8962	-2.09617
15	40.1	42.7011	43.3514	-3.25142
16	42.0	42.3565	42.4456	-0.44557
17	42.4	42.1465	42.0831	0.31694
18	43.1	42.1286	41.8857	1.21426
19	42.4	42.0132	41.9164	0.48355

20	43.1	42.0763	41.8204	1.27964
21	43.2	42.1877	41.9347	1.26533
22	42.8	42.2374	42.0967	0.70327
23	43.0	42.3396	42.1745	0.82549
24	42.8	42.4078	42.3098	0.49024
25	42.5	42.4181	42.3976	0.10244
26	42.6	42.4495	42.4119	0.18809
27	42.3	42.4207	42.4509	-0.15090
28	42.9	42.5129	42.4161	0.48394
29	43.6	42.7420	42.5276	1.07245
30	44.7	43.1797	42.7996	1.90036
31	44.5	43.5507	43.3133	1.18668
32	45.0	43.9854	43.7317	1.26826
33	44.8	44.3338	44.2172	0.58280
34	44.9	44.6511	44.5889	0.31112
35	45.2	44.9749	44.9187	0.28133
36	45.2	45.2430	45.2538	-0.05376
37	45.0	45.4157	45.5197	-0.51967
38	45.5	45.6373	45.6716	-0.17162
39	46.2	45.9491	45.8863	0.31368
40	46.8	46.3285	46.2106	0.58938
41	47.5	46.7909	46.6136	0.88637
42	48.3	47.3492	47.1115	1.18850
43	48.3	47.8339	47.7173	0.58266
44	49.1	48.4002	48.2253	0.87469
45	48.9	48.8413	48.8267	0.07332
46	49.4	49.2966	49.2707	0.12930
47	50.0	49.7849	49.7311	0.26890
48	50.0	50.1841	50.2302	-0.23017
49	49.6	50.4162	50.6202	-1.02022
50	49.9	50.6292	50.8114	-0.91145
51	49.6	50.7104	50.9880	-1.38797
52	50.7	50.9509	51.0137	-0.31368
53	50.7	51.1334	51.2417	-0.54169

54	50.9	51.3019	51.4024	-0.50244
55	50.5	51.3407	51.5509	-1.05093
56	51.2	51.4782	51.5477	-0.34770
57	50.7	51.4770	51.6712	-0.97120
58	50.3	51.3649	51.6311	-1.33115
59	49.2	51.0127	51.4659	-2.26587
60	48.1	50.4384	51.0230	-2.92300

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	61	50.3318	47.9545	52.7091
2	62	50.2252	47.7984	52.6520
3	63	50.1186	47.6384	52.5987
4	64	50.0120	47.4749	52.5490
5	65	49.9054	47.3080	52.5027
6	66	49.7988	47.1381	52.4594

### Brown's Double Exponential Smoothing



إيجاد  $a_0$  و  $b_0$ :

```
MTB > set c4
DATA> 1:60
DATA> end
MTB > regr c3 1 c4
```

### Regression Analysis

The regression equation is  
Metals = 41.0 + 0.152 C4

إذا  $a_0 = 41.0$  و  $b_0 = 0.152$  ومنها نحسب

$$s_0^{(1)} = a_0 - \frac{1-\alpha}{\alpha} b_0 = 41.0 - \frac{0.8}{0.2} (0.152) = 41.608$$

$$s_0^{(2)} = a_0 - 2 \frac{1-\alpha}{\alpha} b_0 = 41.0 - 2 \left( \frac{0.8}{0.2} \right) (0.152) = 42.216$$

$$s_1^{(1)} = (0.2)(44.2) + (0.8)(41.608) = 42.1264$$

$$s_1^{(2)} = (0.2)(42.1264) + (0.8)(42.216) = 42.19808$$

$$a_1 = (2)(42.1264) - 42.19808 = 42.05472$$

$$b_1 = \frac{(0.2)}{(0.8)} (42.19808 - 42.05472) = 0.03584$$

$$\hat{z}_1 = 42.05472 + (0.03584)(1) = 42.09056$$

وهكذا الخ ...

تحسب فترات التنبؤ باستخدام MSD كما في الأمثلة السابقة.

### مثال:

لتطبيق طريقة هولت نستخدم الآن البرمج (Macro) %DES مع الامر الفرعي WEIGHT

بأوزان مختلفة سوف نأخذ  $\alpha = 0.2$  و  $\gamma = 0.3$

```
MTB > RETR 'E:\Mtbwin\DATA\EMPLOY.MTW'.
```

```
Retrieving worksheet from file: E:\Mtbwin\DATA\EMPLOY.MTW
```

```
Worksheet was saved on 6/ 5/1996
```

```

MTB > %DES 'Metals';
SUBC>   Weight 0.2 0.3;
SUBC>   Forecasts 6;
SUBC>   Title "Holt's Double Exponential Smoothing";
SUBC>   Table.

```

### Double Exponential Smoothing

```

Data      Metals
Length    60.0000
NMissing  0

```

#### Smoothing Constants

```

Alpha (level): 0.2
Gamma (trend): 0.3

```

#### Accuracy Measures

```

MAPE: 2.15656
MAD:  0.96328
MSD:  1.56274

```

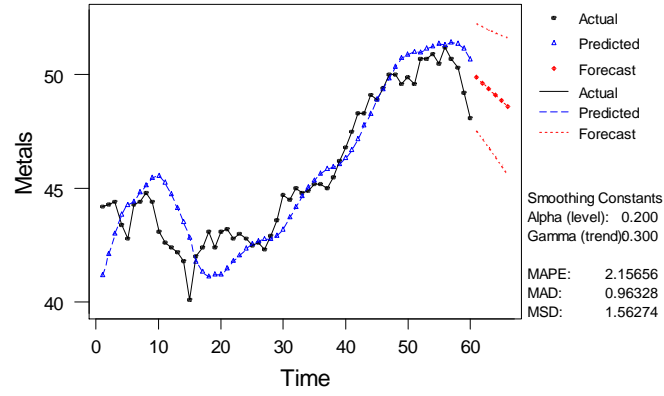
Time	Metals	Smooth	Predict	Error
1	44.2	41.7739	41.1674	3.03257
2	44.3	42.5461	42.1076	2.19238
3	44.4	43.2891	43.0113	1.38868
4	43.4	43.7501	43.8376	-0.43760
5	42.8	43.9779	44.2724	-1.47237
6	44.3	44.3895	44.4118	-0.11184
7	44.4	44.7334	44.8167	-0.41671
8	44.8	45.0685	45.1356	-0.33560
9	44.4	45.2405	45.4506	-1.05057

10	43.1	45.0676	45.5595	-2.45952
11	42.6	44.7113	45.2391	-2.63911
12	42.4	44.2595	44.7244	-2.32443
13	42.2	43.7466	44.1332	-1.93322
14	41.8	43.1634	43.5043	-1.70426
15	40.1	42.2751	42.8188	-2.71884
16	42.0	41.8139	41.7674	0.23263
17	42.4	41.5361	41.3202	1.07985
18	43.1	41.5057	41.1072	1.99283
19	42.4	41.4371	41.1964	1.20365
20	43.1	41.5799	41.1999	1.90008
21	43.2	41.8054	41.4568	1.74322
22	42.8	41.9895	41.7869	1.01314
23	43.0	42.2254	42.0317	0.96829
24	42.8	42.4205	42.3257	0.47431
25	42.5	42.5395	42.5493	-0.04933
26	42.6	42.6522	42.6653	-0.06528
27	42.3	42.6793	42.7741	-0.47413
28	42.9	42.7982	42.7728	0.12724
29	43.6	43.0394	42.8993	0.70070
30	44.7	43.4861	43.1826	1.51743
31	44.5	43.8762	43.7202	0.77977
32	45.0	44.3257	44.1571	0.84285
33	44.8	44.6858	44.6573	0.14275
34	44.9	45.0007	45.0259	-0.12590
35	45.2	45.3066	45.3333	-0.13327
36	45.2	45.5449	45.6312	-0.43116
37	45.0	45.6749	45.8436	-0.84361
38	45.5	45.8384	45.9230	-0.42295
39	46.2	46.0888	46.0610	0.13895
40	46.8	46.4159	46.3199	0.48014
41	47.5	46.8406	46.6757	0.82428
42	48.3	47.3799	47.1499	1.15014
43	48.3	47.8665	47.7582	0.54181

44	49.1	48.4419	48.2774	0.82265
45	48.9	48.9016	48.9020	-0.00205
46	49.4	49.3693	49.3617	0.03832
47	50.0	49.8653	49.8317	0.16832
48	50.0	50.2702	50.3378	-0.33779
49	49.6	50.4979	50.7224	-1.12240
50	49.9	50.6862	50.8827	-0.98275
51	49.6	50.7296	51.0121	-1.41206
52	50.7	50.9166	50.9708	-0.27079
53	50.7	51.0532	51.1415	-0.44152
54	50.9	51.1813	51.2516	-0.35162
55	50.5	51.1869	51.3586	-0.85860
56	51.2	51.2901	51.3127	-0.11267
57	50.7	51.2673	51.4092	-0.70916
58	50.3	51.1350	51.3438	-1.04381
59	49.2	50.7591	51.1489	-1.94889
60	48.1	50.1448	50.6560	-2.55603

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	61	49.8884	47.5283	52.2484
2	62	49.6319	47.1597	52.1041
3	63	49.3755	46.7803	51.9707
4	64	49.1190	46.3915	51.8466
5	65	48.8626	45.9946	51.7306
6	66	48.6061	45.5908	51.6215

## Holt's Double Exponential Smoothing



تمرين: تحقق من صحة الحسابات السابقة بتتبع بعض القيم يدويا ( ملاحظة: يتوقع عدم تطابق الحسابات تماما وذلك لإختلاف طريق تمثيل الأعداد بين الحاسب والآلة الحاسبة وكذلك في تخزين الأرقام في ذاكرت كل منهما)



## الفصل الثالث عشر

التمهيد الاسي الثلاثي و التنبؤ بواسطة طريقة و نترز للمتسلسلات الموسمية المنجرفة

### Triple Exponential Smoothing: Winters' Three-Parameter Trend and Seasonality Smoothing Method

جميع الطرق السابقة التي درسناها في هذا الفصل لا تنفع لتحليل الظواهر الموسمية ماعدى  
طريقة التفكيك Decomposition Method وطريقة و نترز Winters' trend and  
seasonal smoothing التي سوف نستعرضها هنا  
طريقة و نترز للمتسلسلات الموسمية المنجرفة  
أولاً: تمهد المشاهدات تمهيدا كلياً بالعلاقة

$$s_t = \alpha \frac{z_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(s_{t-1} + b_{t-1}), \quad t = 1, 2, \dots, n$$

ثانياً: تمهيد الإنجراف

$$b_t = \gamma(s_t - s_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

ثالثاً: تمهيد الموسمية

$$S_t = \beta \frac{z_t}{s_t} + (1 - \beta)S_{t-s}, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

حيث  $S_t$  هي المركبة الموسمية عند الزمن  $i$  و  $s$  هي دورة الموسمية  
القيم المطبقة تعطي بالعلاقة

$$\hat{z}_t = (s_t + b_t t)S_{t-s}, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

والتنبؤات من العلاقة

$$z_n(\ell) = (s_n + b_n \ell)S_{n-s+\ell}, \quad \ell > 0$$

من الصعب جداً تتبع طريقة و نترز بالحسابات اليدوية حيث ان القيم الاولية تحسب بخوارزمات  
غير خطية بإستخدام الحاسب ولهذا لن نستعرضها هنا ونكتفي بالنتائج المخرجة من الحاسب.

مثال:

تحمل البيانات من ورقة العمل EMPLOY.MTW

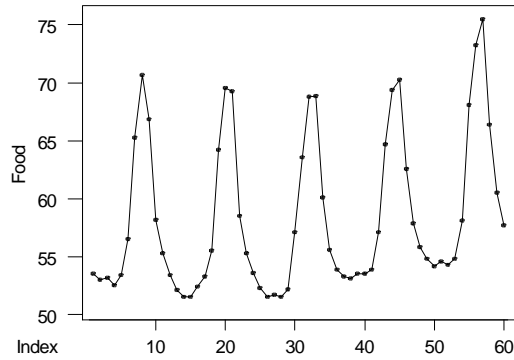
```
MTB > Retrieve 'E:\Mtbwin\DATA\EMPLOY.MTW'.
```

سوف نستخدم المشاهدات في المتغير Food

Food

```
53.5 53.0 53.2 52.5 53.4 56.5 65.3 70.7 66.9 58.2 55.3 53.4
52.1 51.5 51.5 52.4 53.3 55.5 64.2 69.6 69.3 58.5 55.3 53.6
52.3 51.5 51.7 51.5 52.2 57.1 63.6 68.8 68.9 60.1 55.6 53.9
53.3 53.1 53.5 53.5 53.9 57.1 64.7 69.4 70.3 62.6 57.9 55.8
54.8 54.2 54.6 54.3 54.8 58.1 68.1 73.3 75.5 66.4 60.5 57.7
```

ونرسم المشاهدات



نلاحظ ان الظاهرة موسمية بدورة 12 نطبق الآن طريقة ونترز كالتالي:

أولاً: للنموذج الإضافي Additive Model

$$z_t = b_t + S_t + e_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

```
MTB > %Wintadd 'Food' 12;
```

```
SUBC> Weight 0.2 0.2 0.2;
```

```
SUBC> Forecasts 12;
```

```
SUBC> Title "Wintrs' Trend and Seasonal Smoothing";
```

SUBC> Table.

**Winters' additive model**

Data Food  
Length 60.0000  
NMissing 0

Smoothing Constants

Alpha (level): 0.2  
Gamma (trend): 0.2  
Delta (seasonal): 0.2

Accuracy Measures

MAPE: 1.94769  
MAD: 1.15100  
MSD: 2.66711

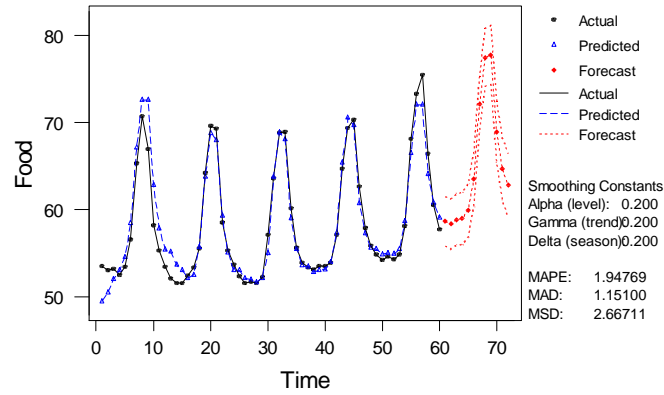
Time	Food	Smooth	Predict	Error
1	53.5	48.7755	49.4303	4.06965
2	53.0	49.6020	50.4197	2.58027
3	53.2	51.0736	51.9944	1.20556
4	52.5	52.0733	53.0424	-0.54244
5	53.4	53.5117	54.4591	-1.05914
6	56.5	57.4851	58.3901	-1.89013
7	65.3	66.2299	67.0593	-1.75932
8	70.7	71.7852	72.5443	-1.84430
9	66.9	71.8932	72.5785	-5.67851
10	58.2	62.3206	62.7787	-4.57874
11	55.3	57.5208	57.7958	-2.49577
12	53.4	55.1544	55.3296	-1.92957
13	52.1	55.0393	55.1373	-3.03734
14	51.5	53.6493	53.6258	-2.12584

15	51.5	53.1185	53.0100	-1.50996
16	52.4	52.2661	52.0971	0.30287
17	53.3	52.6528	52.4960	0.80401
18	55.5	55.7616	55.6369	-0.13695
19	64.2	63.8483	63.7181	0.48187
20	69.6	68.8787	68.7678	0.83218
21	69.3	68.0386	67.9610	1.33902
22	58.5	59.2825	59.2585	-0.75851
23	55.3	55.0979	55.0435	0.25650
24	53.6	53.0432	52.9991	0.60092
25	52.3	53.0377	53.0177	-0.71765
26	51.5	52.1394	52.0907	-0.59067
27	51.7	51.9889	51.9165	-0.21651
28	51.5	51.7214	51.6403	-0.14031
29	52.2	52.1875	52.1009	0.09913
30	57.1	55.0750	54.9923	2.10774
31	63.6	63.7515	63.7531	-0.15314
32	68.8	68.8427	68.8382	-0.03822
33	68.9	68.0160	68.0099	0.89007
34	60.1	58.9061	58.9356	1.16436
35	55.6	55.3220	55.3981	0.20190
36	53.9	53.4419	53.5262	0.37384
37	53.3	53.3084	53.4076	-0.10757
38	53.1	52.6717	52.7666	0.33345
39	53.5	52.9095	53.0177	0.48233
40	53.5	52.9745	53.1020	0.39803
41	53.9	53.7952	53.9386	-0.03858
42	57.1	57.2065	57.3484	-0.24838
43	64.7	65.2747	65.4066	-0.70661
44	69.4	70.4039	70.5076	-1.10758
45	70.3	69.6200	69.6794	0.62065
46	62.6	60.5655	60.6497	1.95031
47	57.9	57.0392	57.2014	0.69858
48	55.8	55.3721	55.5623	0.23773

49	54.8	55.2403	55.4399	-0.63993
50	54.2	54.6681	54.8422	-0.64220
51	54.6	54.8138	54.9622	-0.36218
52	54.3	54.7366	54.8705	-0.57048
53	54.8	55.3001	55.4112	-0.61119
54	58.1	58.5310	58.6176	-0.51765
55	68.1	66.4168	66.4827	1.61731
56	73.3	71.8806	72.0112	1.28878
57	75.5	71.8794	72.0616	3.43843
58	66.4	63.7240	64.0437	2.35629
59	60.5	60.3141	60.7281	-0.22810
60	57.7	58.6397	59.0446	-1.34455

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	61	58.6167	55.7968	61.4366
2	62	58.3236	55.4449	61.2023
3	63	58.8195	55.8775	61.7614
4	64	58.9840	55.9746	61.9935
5	65	59.8723	56.7913	62.9532
6	66	63.4804	60.3243	66.6365
7	67	72.0757	68.8410	75.3104
8	68	77.4486	74.1321	80.7651
9	69	77.7540	74.3528	81.1552
10	70	68.9067	65.4180	72.3954
11	71	64.6434	61.0647	68.2221
12	72	62.7731	59.1020	66.4441

## Wintrs' Trend and Seasonal Smoothing



## ثانياً: للنموذج التضاعفي Multiplicative Model

$$z_t = b_t S_t + e_t, \quad t = 1, 2, \dots, n$$

```
MTB > %Wintmult 'Food' 12;
SUBC> Weight 0.2 0.2 0.2;
SUBC> Forecasts 12;
SUBC> Title "Winters' Trend and Seasonal Smoothing";
SUBC> Table.
```

### Winters' multiplicative model

```
Data          Food
Length        60.0000
NMissing      0
```

```
Smoothing Constants
Alpha (level): 0.2
Gamma (trend): 0.2
Delta (season): 0.2
```

### Accuracy Measures

```
MAPE: 1.88377
MAD: 1.12068
MSD: 2.86696
```

Time	Food	Smooth	Predict	Error
1	53.5	48.7870	49.3853	4.11470
2	53.0	49.6755	50.4303	2.56966
3	53.2	51.1521	52.0132	1.18677
4	52.5	52.1675	53.0746	-0.57458
5	53.4	53.6181	54.5132	-1.11323
6	56.5	57.6509	58.5541	-2.05414
7	65.3	66.6199	67.5607	-2.26072
8	70.7	72.4105	73.3280	-2.62800
9	66.9	72.5679	73.3777	-6.47768
10	58.2	62.7837	63.2634	-5.06337
11	55.3	57.9154	58.1732	-2.87320
12	53.4	55.5108	55.6485	-2.24849
13	52.1	54.4920	54.5392	-2.43920
14	51.5	53.2117	53.1621	-1.66212
15	51.5	52.8118	52.6957	-1.19573
16	52.4	52.0929	51.9302	0.46985
17	53.3	52.5894	52.4439	0.85611
18	55.5	55.7388	55.6209	-0.12087
19	64.2	63.7189	63.5782	0.62178
20	69.6	68.7087	68.5838	1.01617
21	69.3	67.9722	67.8890	1.41104
22	58.5	59.4594	59.4361	-0.93606
23	55.3	55.4037	55.3468	-0.04680
24	53.6	53.4103	53.3536	0.24639
25	52.3	52.6818	52.6356	-0.33562
26	51.5	51.8659	51.8071	-0.30705
27	51.7	51.8002	51.7290	-0.02902
28	51.5	51.6271	51.5549	-0.05492
29	52.2	52.1643	52.0890	0.11103

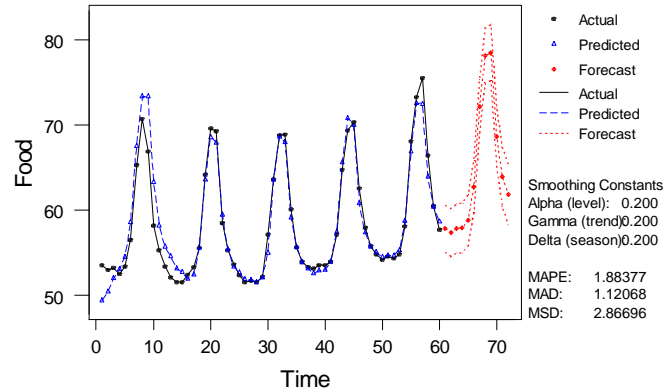
30	57.1	55.0424	54.9676	2.13244
31	63.6	63.6079	63.6199	-0.01988
32	68.8	68.6702	68.6823	0.11774
33	68.9	67.9561	67.9727	0.92727
34	60.1	59.1021	59.1487	0.95133
35	55.6	55.6210	55.7003	-0.10032
36	53.9	53.7881	53.8609	0.03912
37	53.3	53.0479	53.1211	0.17892
38	53.1	52.4502	52.5294	0.57055
39	53.5	52.7444	52.8467	0.65329
40	53.5	52.8747	53.0029	0.49714
41	53.9	53.7689	53.9188	-0.01879
42	57.1	57.2790	57.4374	-0.33743
43	64.7	65.4702	65.6357	-0.93567
44	69.4	70.6713	70.8095	-1.40954
45	70.3	69.8908	69.9719	0.32815
46	62.6	60.7552	60.8370	1.76302
47	57.9	57.1925	57.3348	0.56523
48	55.8	55.5181	55.6775	0.12253
49	54.8	54.8764	55.0383	-0.23826
50	54.2	54.3244	54.4749	-0.27486
51	54.6	54.5372	54.6769	-0.07694
52	54.3	54.5298	54.6661	-0.36612
53	54.8	55.1925	55.3155	-0.51551
54	58.1	58.6054	58.7141	-0.61410
55	68.1	66.7739	66.8698	1.23016
56	73.3	72.4056	72.5622	0.73784
57	75.5	72.3385	72.5236	2.97638
58	66.4	63.6729	63.9378	2.46217
59	60.5	60.0395	60.3781	0.12191
60	57.7	58.3023	58.6338	-0.93381

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
-----	--------	----------	-------	-------



1	61	57.8102	55.0645	60.5558
2	62	57.3892	54.5864	60.1921
3	63	57.8332	54.9687	60.6977
4	64	57.9307	55.0005	60.8609
5	65	58.8311	55.8313	61.8309
6	66	62.7415	59.6686	65.8145
7	67	72.1849	69.0354	75.3344
8	68	78.1507	74.9215	81.3798
9	69	78.5092	75.1976	81.8208
10	70	68.6689	65.2721	72.0657
11	71	63.9258	60.4414	67.4103
12	72	61.8189	58.2446	65.3933

### Winters' Trend and Seasonal Smoothing



ملاحظات:

لتطبيق طريقة ونترز نحتاج الي إختيار قيم ثلاثة معالم هي  $\alpha$  ثابت التمهيد الكلي و  $\gamma$  ثابت تمهيد الإنجراف و  $\beta$  ثابت تمهيد الموسمية وهذه عملية أفضلية Optimization في ثلاثة ابعاد ( فضاء المعالم ) إما أن نترك للبرنامج الإحصائي المستخدم حسابها تلقائيا بإستخدام خوارزمات غير خطية مبنية داخل البرنامج أو نقوم نحن بإمداد البرنامج بتلك القيم. تمرين: في الأمثلة السابقة اخذنا  $\alpha = \gamma = \beta = 0.2$  . ثبت في كل مرة معلمين وغير الثالث حتي تحصل علي أقل MSD

## مثال عملي لبناء نموذج تنبؤ:

سوف نستخدم ورقة العمل CPI.MTW من مجموعة البيانات للبرنامج MINITAB

MTB > Retrieve 'C:\MTBW\IN\STUDENT9\CPI.MTW'.

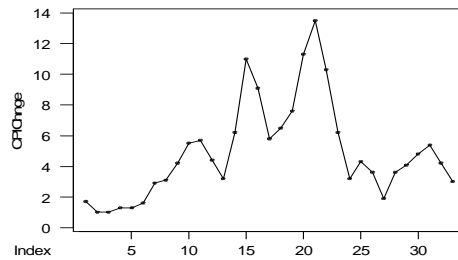
سوف نأخذ المتغير CPIChange

CPIChnge

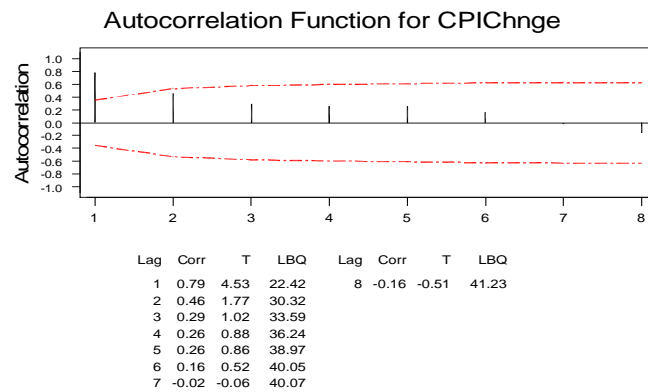
1.7	1.0	1.0	1.3	1.3	1.6	2.9
3.1	4.2	5.5	5.7	4.4	3.2	6.2
11.0	9.1	5.8	6.5	7.6	11.3	13.5
10.3	6.2	3.2	4.3	3.6	1.9	3.6
4.1	4.8	5.4	4.2	3.0		

نرسم المتسلسلة ونوجد الترابطات الذاتية والترابطات الذاتية الجزئية العينية

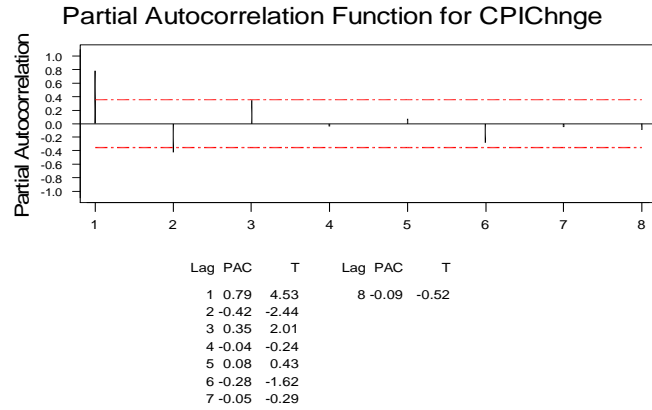
MTB > TSPlot



MTB > %acf c2



```
MTB > %pacf c2
```



من انماط الترابطات الذاتية والترابطات الذاتية الجزئية العينية قد يكون النموذج  $ARMA(1,1)$  ينطبق على المتسلسلة، الأوامر التالية تطبق النموذج المقترح وتولد 5 تنبؤات للقيم المستقبلية

```
MTB > arima 1 0 1 c2;  
SUBC> fore 5 c3 c4 c5;  
SUBC> gser;  
SUBC> gacf;  
SUBC> gpacf;  
SUBC> ghist;  
SUBC> gnormal.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for CPIChnge

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters		
0	323.251	0.100	0.100	4.522
1	200.616	0.250	-0.050	3.745
2	182.146	0.184	-0.200	4.067
3	163.067	0.135	-0.350	4.308

4	142.864	0.107	-0.500	4.434
5	121.402	0.111	-0.650	4.407
6	99.668	0.150	-0.800	4.197
7	77.036	0.268	-0.950	3.590
8	67.550	0.418	-0.956	2.828
9	62.802	0.568	-0.964	2.062
10	62.108	0.637	-0.973	1.687
11	62.030	0.644	-0.979	1.619
12	62.003	0.647	-0.982	1.584
13	61.996	0.651	-0.985	1.549
14	61.996	0.651	-0.986	1.539

Unable to reduce sum of squares any further

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	StDev	T
AR	1	0.6513	0.1434	4.54
MA	1	-0.9857	0.0516	-19.11
Constant		1.5385	0.4894	3.14
Mean		4.412	1.403	

Number of observations: 33

Residuals: SS = 61.8375 (backforecasts excluded)

MS = 2.0613 DF = 30

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	9.6(DF=10)	17.0(DF=22)	* (DF= *)	*
	(DF= *)			

Forecasts from period 33

Period	Forecast	95 Percent Limits		Actual
		Lower	Upper	
34	3.1362	0.3216	5.9507	
35	3.5810	-1.8180	8.9801	
36	3.8708	-2.3061	10.0476	
37	4.0594	-2.4192	10.5380	
38	4.1823	-2.4201	10.7848	

أي ان النموذج المقترح هو

$$z_t = 1.54 + 0.65z_{t-1} + a_t - 0.99a_{t-1}, \quad a_t \sim N(0, 2.06)$$

مقدرات المعالم وإنحرفاتها المعيارية وقيمة إختبار  $t$  هي

$$\hat{\phi}_1 = 0.6513, \quad s.e.(\hat{\phi}_1) = 0.1434, \quad t = 4.54$$

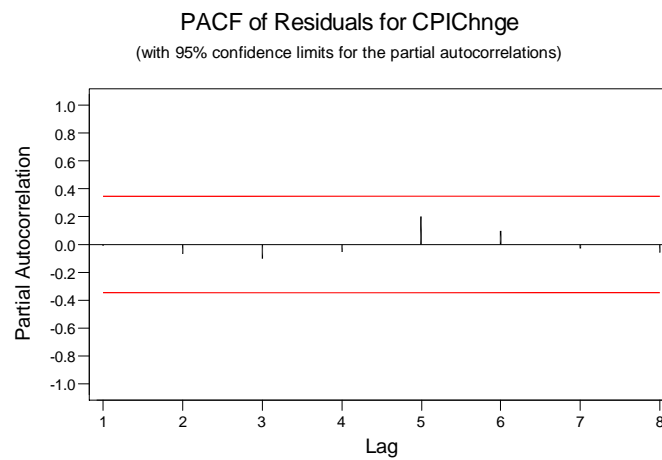
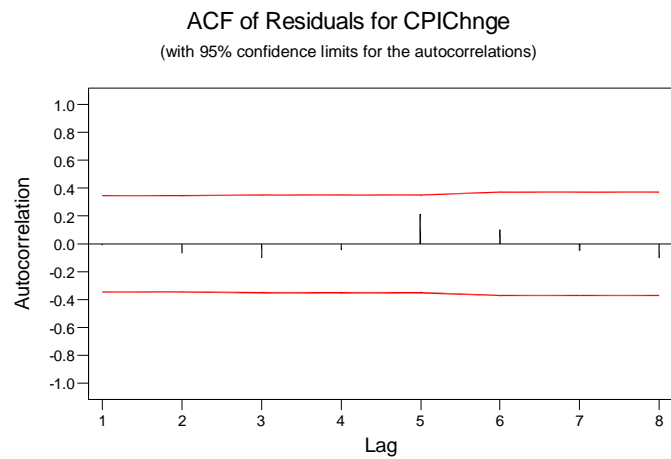
$$\hat{\theta}_1 = -0.9857, \quad s.e.(\hat{\theta}_1) = 0.0516, \quad t = -19.11$$

$$\hat{\delta} = 1.5385, \quad s.e.(\hat{\delta}) = 0.4894, \quad t = 3.14$$

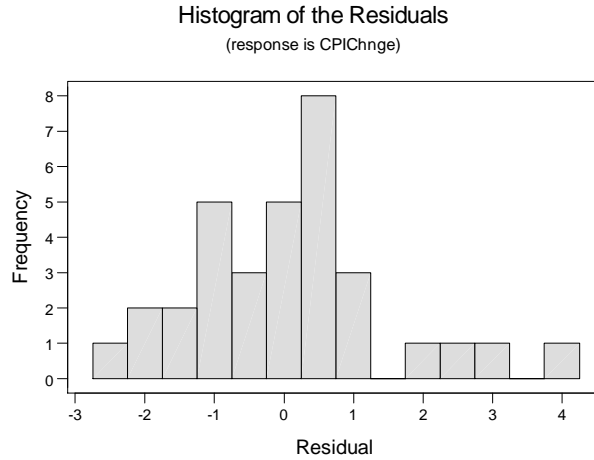
$$\hat{\sigma}^2 = 2.0613, \quad \text{with } d.f. = 30$$

نلاحظ ان جميع المعالم معنوية.

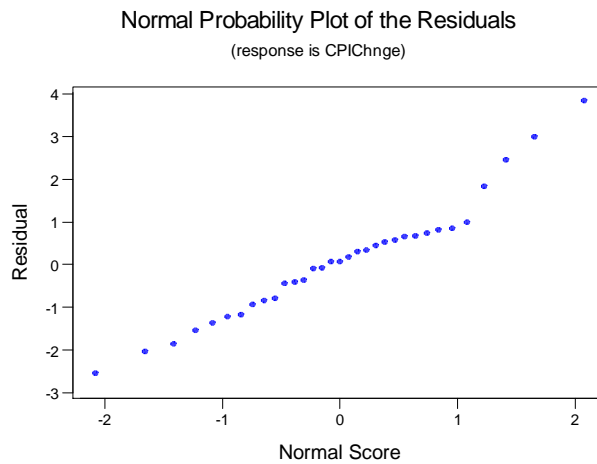
الآن نفحص البواقي:



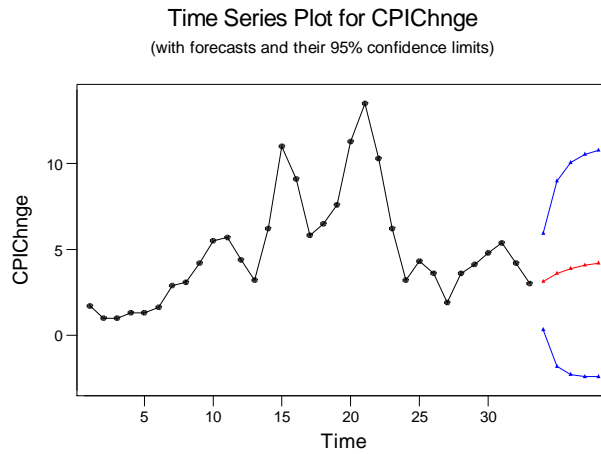
أنماط الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي للبقاقي تدل على أن البقاقي تتبع توزيع ضجة  
 بيضاء أي غير مترابطة، لفحص طبيعية البقاقي:  
 رسم المدرج التكراري



يبدو متناظر بعض الشيء.  
 لننظر إلى مخطط الإحتمال الطبيعي للبقاقي:



نستطيع أن نقول ان البواقي طبيعية تقريبا.  
الرسم التالي للمتسلسلة مع 5 تنبؤات للقيم المستقبلية.



دعنا نحاول تطبيق نموذج ( 2 ) AR على المتسلسلة كالتالي:

```
MTB > arima 2 0 0 c2
```

Type	Coef	StDev	T
AR 1	1.1872	0.1625	7.31
AR 2	-0.4657	0.1624	-2.87
Constant	1.3270	0.2996	4.43
Mean	4.765	1.076	

Number of observations: 33

Residuals: SS = 88.6206 (backforecasts excluded)

MS = 2.9540 DF = 30

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	19.8 (DF=10)	25.4 (DF=22)	* (DF= *)	*
(DF= *)				

أي ان النموذج المقترح هو

$$z_t = 1.33 + 1.187z_{t-1} - 0.4657z_{t-1} + a_t, \quad a_t \sim N(0, 2.95)$$

مقدرات المعالم وإنحرافات المعيارية وقيمة إختبار  $t$  هي

$$\hat{\phi}_1 = 1.1872, \quad s.e.(\hat{\phi}_1) = 0.1625, \quad t = 7.31$$

$$\hat{\phi}_2 = -0.4657, \quad s.e.(\hat{\phi}_2) = 0.1624, \quad t = -2.87$$

$$\hat{\delta} = 1.327, \quad s.e.(\hat{\delta}) = 0.2996, \quad t = 4.43$$

$$\hat{\sigma}^2 = 2.954, \quad \text{with } d.f. = 30$$

لننظر إلى الإختبار

$$H_0 : \phi_2 = 0$$

$$H_1 : \phi_2 \neq 0$$

الإحصائية

$$t_0 = \frac{\hat{\phi}_2}{s.e.(\hat{\phi}_2)} = \frac{-0.4657}{0.1624} = -2.8676$$

نوجد الـ P-value لها بالأمر

```
MTB > cdf -2.8676 ;
```

```
SUBC> t 30 .
```

Cumulative Distribution Function

Student's t distribution with 30 DF

x	P( X <= x )
-2.8676	0.0037

أي الـ P-value لها تساوي 0.0037 وهي أقل من 0.05 أي لا نرفض ان  $\phi_2 = 0$  وبالتالي نرفض النموذج (2) AR .

**تمرين:**

حاول تطبيق نماذج اخرى مناسبة على المتسلسلة السابقة وإختار أفضل نموذج، أجري الإختبارات المناسبة واستخدم ايضا المعيار AIC .



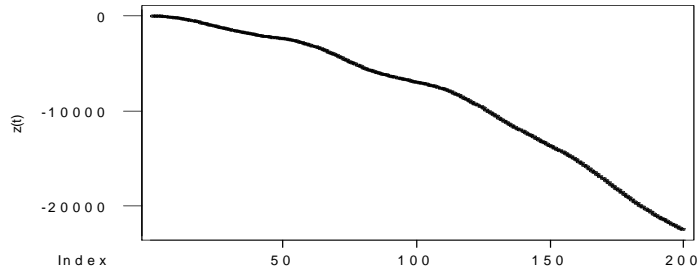
## مثال عملي آخر لبناء نموذج تنبؤ:

سوف نحاول بناء نموذج للمتسلسلة

$z(t)$						
-2.5	-9.1	-19.2	-33.1	-52.8	-76.7	-103.2
-132.4	-165.9	-204.0	-246.0	-291.3	-339.9	-391.4
-446.4	-504.8	-566.7	-631.6	-698.2	-766.7	-836.1
-905.3	-975.1	-1044.2	-1111.3	-1177.4	-1242.9	-1307.3
-1371.8	-1436.5	-1500.0	-1561.5	-1620.8	-1679.0	-1736.9
-1794.5	-1851.1	-1906.9	-1960.6	-2010.0	-2055.4	-2097.5
-2136.4	-2173.3	-2210.8	-2250.5	-2290.6	-2328.5	-2363.4
-2398.7	-2437.6	-2482.0	-2533.0	-2589.5	-2651.9	-2721.4
-2797.6	-2880.4	-2968.6	-3060.8	-3156.1	-3253.4	-3353.3
-3456.9	-3564.3	-3675.0	-3788.7	-3906.6	-4028.2	-4153.0
-4281.7	-4412.0	-4542.3	-4673.3	-4805.0	-4937.2	-5068.7
-5197.8	-5323.6	-5444.4	-5558.0	-5663.8	-5760.6	-5848.8
-5931.6	-6011.8	-6090.4	-6167.9	-6244.3	-6317.8	-6387.3
-6453.5	-6518.9	-6584.6	-6649.0	-6711.8	-6773.3	-6834.5
-6896.0	-6957.1	-7015.6	-7073.1	-7131.7	-7193.3	-7259.9
-7332.9	-7411.2	-7495.3	-7586.4	-7683.2	-7784.7	-7891.4
-8004.6	-8124.0	-8249.2	-8379.1	-8512.3	-8649.8	-8791.2
-8936.4	-9086.3	-9239.6	-9394.6	-9552.0	-9713.3	-9878.4
-10047.2	-10219.0	-10392.1	-10564.0	-10734.0	-10903.2	-11071.9
-11238.9	-11402.0	-11560.2	-11713.8	-11863.9	-12011.7	-12157.5
-12302.5	-12447.5	-12593.4	-12740.8	-12889.7	-13039.8	-13190.3
-13339.6	-13486.3	-13629.3	-13769.9	-13910.1	-14051.7	-14196.3
-14345.9	-14499.7	-14657.5	-14819.8	-14986.4	-15158.3	-15335.9
-15518.4	-15705.0	-15895.8	-16091.5	-16290.9	-16492.7	-16697.1
-16904.2	-17113.5	-17324.4	-17535.7	-17745.2	-17951.5	-18155.6
-18360.1	-18564.2	-18766.2	-18965.1	-19161.7	-19356.3	-19547.0
-19733.5	-19919.5	-20107.3	-20294.5	-20478.0	-20655.7	-20827.7
-20993.7	-21154.4	-21310.9	-21463.7	-21614.0	-21762.1	-21908.3
-22053.2	-22195.6	-22335.1	-22474.4			

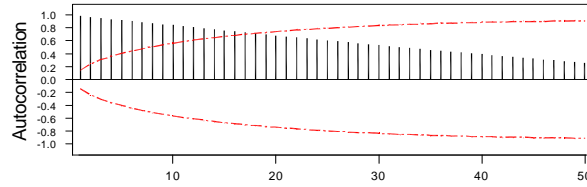
ولها الرسم الزمني التالي:

### Original Time Series



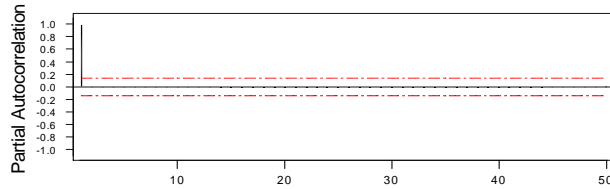
الترابطات الذاتية والترابطات الذاتية الجزئية هي:

### Autocorrelation Function for z(t)



Lag	Corr	T	LBO	Lag	Corr	T	LBO	Lag	Corr	T	LBO	Lag	Corr	T	LBO	Lag	Corr	T	LBO
1	0.9813	93196.91	13	0.80	2.42165.64	25	0.61	1.50459.42	37	0.43	0.98216.02	49	0.27	0.58589.24					
2	0.97	8.00388.73	14	0.78	2.32297.73	26	0.59	1.45540.78	38	0.42	0.94259.81	50	0.26	0.58607.24					
3	0.95	6.15575.44	15	0.76	2.22425.14	27	0.58	1.40618.50	39	0.41	0.94301.04								
4	0.94	5.15757.06	16	0.75	2.12547.94	28	0.56	1.36992.67	40	0.39	0.84339.79								
5	0.92	4.50933.59	17	0.73	2.08666.22	29	0.55	1.33763.38	41	0.38	0.84376.14								
6	0.91	4.04105.06	18	0.72	1.92780.05	30	0.53	1.28830.74	42	0.36	0.84410.16								
7	0.89	3.68271.47	19	0.70	1.82889.51	31	0.52	1.23894.84	43	0.35	0.74441.93								
8	0.88	3.39432.85	20	0.68	1.82994.69	32	0.50	1.13955.76	44	0.34	0.74471.52								
9	0.86	3.19589.23	21	0.67	1.79095.67	33	0.49	1.14013.61	45	0.32	0.74498.99								
10	0.84	2.99740.66	22	0.65	1.68192.54	34	0.47	1.08068.47	46	0.31	0.68524.43								
11	0.83	2.78887.17	23	0.64	1.62285.39	35	0.46	1.08120.44	47	0.30	0.68547.90								
12	0.81	2.62028.81	24	0.62	1.56374.32	36	0.45	1.04169.59	48	0.28	0.68569.48								

### Partial Autocorrelation Function for z(t)

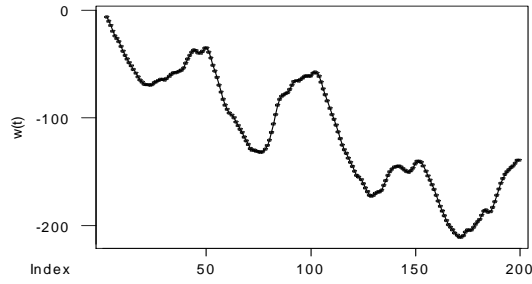


Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.98	13.93	13	-0.01	-0.13	25	-0.01	-0.09	37	-0.01	-0.09	49	-0.01	-0.14
2	-0.01	-0.17	14	-0.01	-0.12	26	-0.01	-0.09	38	-0.01	-0.09	50	-0.01	-0.14
3	-0.01	-0.17	15	-0.01	-0.12	27	-0.01	-0.09	39	-0.01	-0.10			
4	-0.01	-0.16	16	-0.01	-0.11	28	-0.01	-0.08	40	-0.01	-0.10			
5	-0.01	-0.16	17	-0.01	-0.11	29	-0.01	-0.08	41	-0.01	-0.11			
6	-0.01	-0.16	18	-0.01	-0.11	30	-0.01	-0.08	42	-0.01	-0.11			
7	-0.01	-0.15	19	-0.01	-0.11	31	-0.01	-0.08	43	-0.01	-0.12			
8	-0.01	-0.15	20	-0.01	-0.10	32	-0.01	-0.08	44	-0.01	-0.12			
9	-0.01	-0.15	21	-0.01	-0.10	33	-0.01	-0.08	45	-0.01	-0.12			
10	-0.01	-0.14	22	-0.01	-0.09	34	-0.01	-0.08	46	-0.01	-0.13			
11	-0.01	-0.14	23	-0.01	-0.09	35	-0.01	-0.09	47	-0.01	-0.13			
12	-0.01	-0.13	24	-0.01	-0.09	36	-0.01	-0.09	48	-0.01	-0.13			

واضح جدا ان المتسلسلة  $z_t$  غير مستقرة في المتوسط.

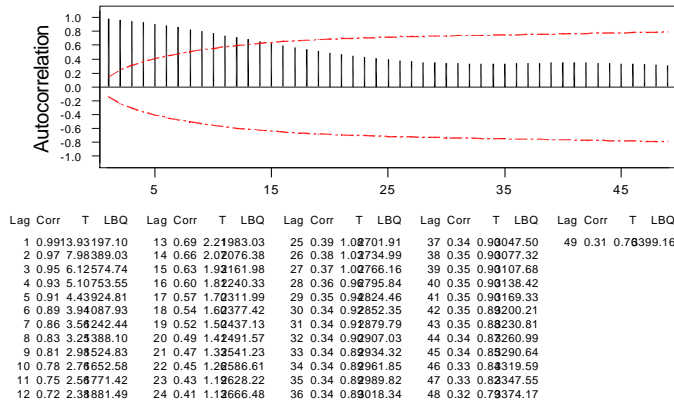
نأخذ الفروق الاولى  $w_t = z_t - z_{t-1}$  ونرسمها

First Differences  $w(t)=z(t)-z(t-1)$

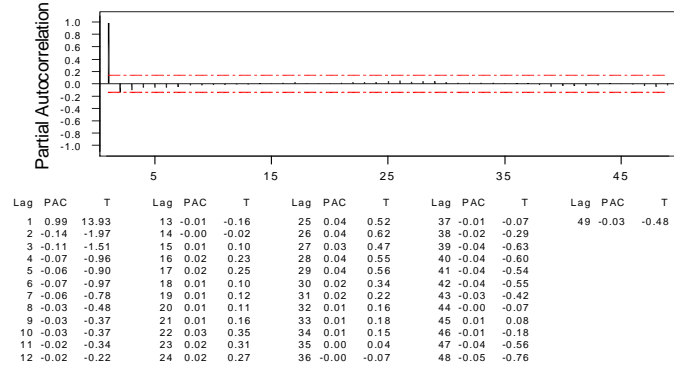


الترابطات الذاتية والترابطات الذاتية الجزئية للمتسلسلة المفرقة هي:

Autocorrelation Function for  $w(t)$



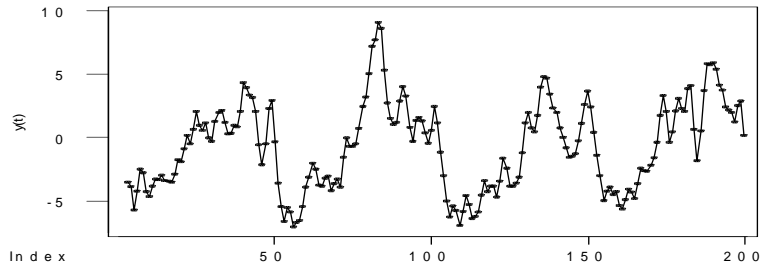
Partial Autocorrelation Function for  $w(t)$



واضح جدا ان المتسلسلة  $w_t$  لاتزال غير مستقرة في المتوسط.

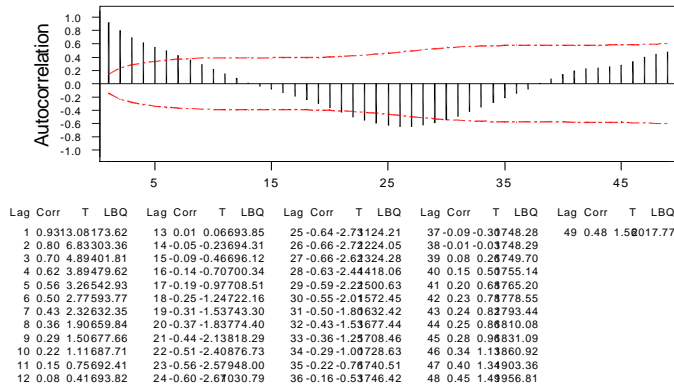
نأخذ الفروق الاولى  $y_t = w_t - w_{t-1}$  (لاحظ ان هذا الفرق الثاني للمتسلسلة الأصلية) ونرسمها

First Differences  $y(t) = w(t) - w(t-1)$

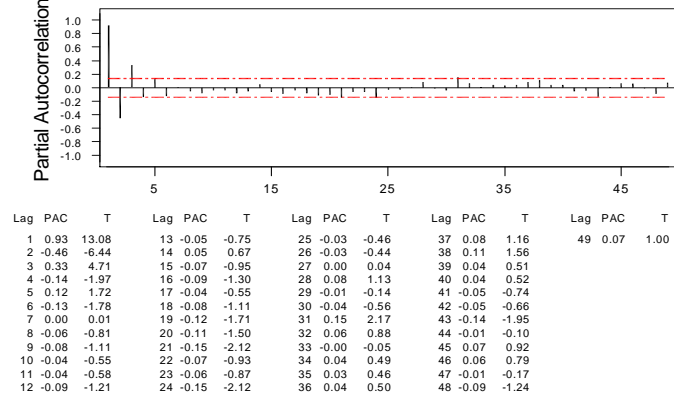


الترابطات الذاتية والترابطات الذاتية الجزئية لهذه المتسلسلة المفرقة هي:

Autocorrelation Function for  $y(t)$



Partial Autocorrelation Function for  $y(t)$



نلاحظ من شكل المتسلسلة و الترابطات الذاتية و الترابطات الذاتية الجزئية انها اصبحت مستقرة في المتوسط اي ان  $d=2$ .

من انماط الترابطات الذاتية والترابطات الذاتية الجزئية نرى انها تتخامد من التخلف الأول مما يرشح نموذج  $ARIMA(1,2,1)$  للمتسلسلة الأصلية  $z_t$  وسوف نطبق هذا النموذج بالأمر

```
MTB > ARIMA 1 2 1 'z(t)' 'RESI2' 'FITS2';
SUBC> NoConstant;
SUBC> Forecast 10 c4 c5 c6;
SUBC> GACF;
SUBC> GPACF;
SUBC> GHistogram;
SUBC> GNormalplot.
```

### ARIMA Model

ARIMA model for  $z(t)$

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	2462.77	0.100	0.100
1	1345.58	0.250	-0.050
2	1170.63	0.203	-0.200
3	984.83	0.182	-0.350
4	782.47	0.200	-0.500
5	560.15	0.278	-0.650
6	363.93	0.428	-0.765
7	259.20	0.578	-0.814
8	202.76	0.728	-0.842
9	185.51	0.861	-0.859
10	185.36	0.873	-0.860
11	185.36	0.875	-0.860
12	185.36	0.875	-0.860

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
------	------	-------	---

AR	1	0.8749	0.0353	24.75
MA	1	-0.8599	0.0357	-24.12

Differencing: 2 regular differences

Number of observations: Original series 200, after differencing 198

Residuals: SS = 183.717 (backforecasts excluded)  
MS = 0.937 DF = 196

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

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	3.9(DF=10)	13.0(DF=22)	33.1(DF=34)	46.0(DF=46)

Forecasts from period 200

Period	Forecast	95 Percent Limits		Actual
		Lower	Upper	
201	-22615.2	-22617.1	-22613.3	
202	-22757.2	-22764.6	-22749.9	
203	-22900.4	-22917.2	-22883.5	
204	-23044.5	-23075.3	-23013.7	
205	-23189.5	-23238.8	-23140.1	
206	-23335.2	-23407.8	-23262.6	
207	-23481.5	-23582.1	-23380.9	
208	-23628.4	-23761.8	-23495.0	
209	-23775.8	-23946.7	-23605.0	
210	-23923.7	-24136.6	-23710.7	

النموذج المقترح هو

$$z_t = 0.875_{t-1}z + a_t - 0.859a_{t-1}, \quad a_t \sim N(0, 0.937)$$

ومقدرات المعامل وإنحرافات المعيارية وقيمة إختبار  $t$  هي

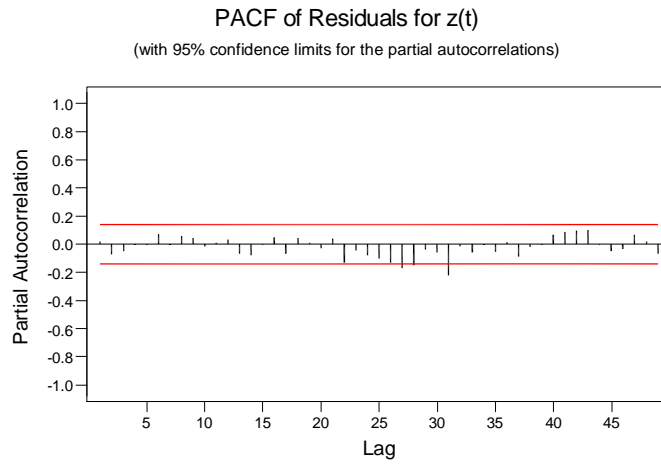
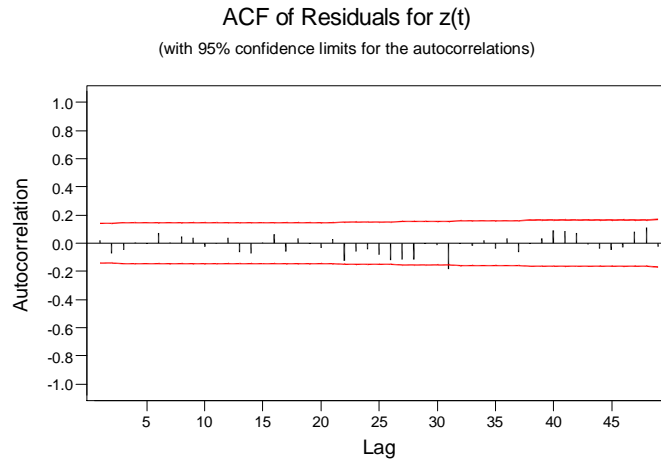
$$\hat{\phi}_1 = 0.8749, \quad s.e.(\hat{\phi}_1) = 0.0353, \quad t = 24.75$$

$$\hat{\theta}_1 = -0.8599, \quad s.e.(\hat{\theta}_1) = 0.0357, \quad t = -24.12$$

$$\hat{\sigma}^2 = 0.937, \quad \text{with } d.f. = 196$$

نلاحظ ان المعالم معنوية.

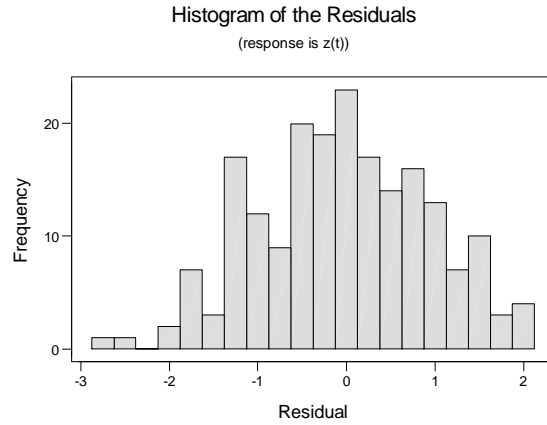
الآن نفحص البواقي:



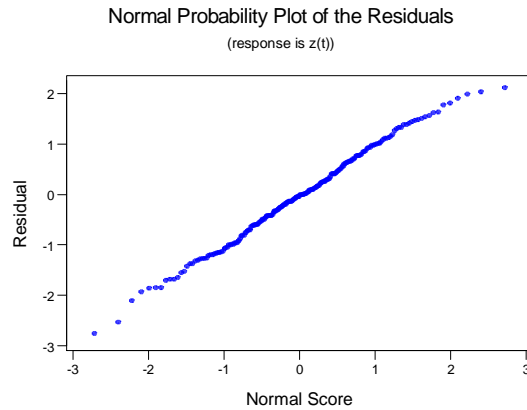
أنماط الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي للبواقي تدل على أن البواقي تتبع توزيع ضجة

بيضاء أي غير مترابطة، لنفحص طبيعياً البواقي:

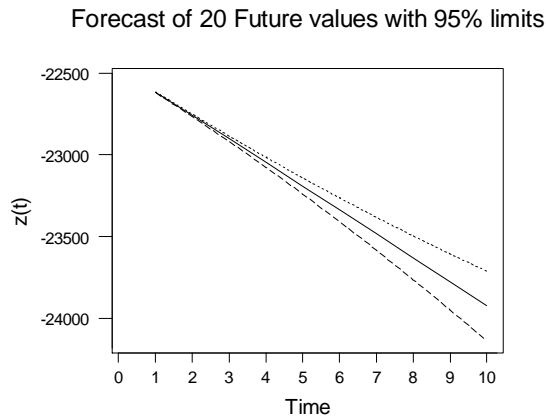
رسم المدرج التكراري



يبدو متناظر بعض الشيء.  
لننظر إلى مخطط الإحتمال الطبيعي للبقاقي:



نستطيع أن نقول ان البواقاي طبيعية تقريبا.  
الرسم التالي لـ 10 تنبؤات للقيم المستقبلية مع 95% فترات تنبؤ.





## ملحق (1)

أسئلة بعض الإختبارات السابقة وبعض الإجابات المحتملة عليها

بسم الله الرحمن الرحيم

قسم الاحصاء وبحوث العمليات  
كلية العلوم جامعة الملك سعود  
الاختبار النهائى للفصل الاول 1420/1419 هـ  
المادة 221 بحث طرق التنبؤ الاحصائى

اجب على جميع الاسئلة التالية:

السؤال الاول:

البيانات التالية تمثل عدد السيارات المباعة اسبوعيا لدي موزع ما

10	9	8	7	6	5	4	3	2	1	الاسبوع
85	77	80	71	78	69	83	79	75	75	العدد

اوجد تنبؤات لعدد السيارات التى ستباع فى الاسبوعين التاليين واوجد فترات تنبؤ 95% لهذه

التنبؤات كلما امكن ذلك باستخدام:

(ا) نموذج انحدار خطى للعدد المباع مع الزمن بالاسابيع.

(ب) التمهيد بواسطة متوسط متحرك من الدرجة الثالثة.

(ج) التمهيد الاسى البسيط مستخدما  $\alpha = 0.3$ .

السؤال الثانى:

للمودج  $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)z_t = \delta + (1 - \theta B)a_t$  حيث  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$  و  $\phi_1, \phi_2, \delta, \theta$  هى معالم

النمودج و  $B$  هو عامل الازاحة الخلفى اوجد:

$$E(z_t) \forall t \quad (ا)$$

(ب) دالة الترابط الذاتى  $\rho_k \forall k \geq 0$

(ج) دالة الترابط الذاتى الجزئى  $\phi_{kk} \forall k \geq 0$

(د) دالة الاوزان  $\psi_j \forall j \geq 0$

السؤال الثالث:

للمودج  $z_t = 38.5 + 1.2z_{t-1} - 0.7z_{t-2} + a_t - 0.4a_{t-1}$  حيث  $a_t \sim WN(0,4)$  واذا كانت  $t = 10$  و

$z_9 = 77$  و  $z_{10} = 85$  و  $a_{10} = -1.6$  اوجد:

(ا) دالة التنبؤ التي لها ادنى متوسط مربع اخطاء

(ب) تباين دالة اخطاء التنبؤ حتى زمن التقدم  $l = 3$

(ج) تنبؤات للقيم المستقبلية  $z_{11}$  و  $z_{12}$

(د) فترات تنبؤ 95% للتنبؤات السابقة

(هـ) اذا علمت ان  $z_{11} = 81$  فجدد التنبؤ للقيمة  $z_{12}$  ولفترة تنبؤها.

بسم الله الرحمن الرحيم

قسم الاحصاء وبحوث العمليات  
كلية العلوم جامعة الملك سعود  
الاختبار النهائي للفصل الاول 1420/1419 هـ  
المادة 221 بحث طرق التنبؤ الاحصائي

اجب على جميع الاسئلة التالية:

السؤال الاول:

البيانات التالية تمثل عدد السيارات المباعة اسبوعيا لدي موزع ما

Week	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No. of cars	75	75	79	83	69	78	71	80	77	85

اوجد تنبؤات لعدد السيارات التي ستباع في الاسبوعين التاليين واوجد فترات تنبؤ 95% لهذه التنبؤات كلما امكن ذلك باستخدام:

- نموذج انحدار خطي للعدد المباع مع الزمن بالاسابيع.
- التمهيد بواسطة متوسط متحرك من الدرجة الثالثة.
- التمهيد الاسي البسيط مستخدما  $\alpha = 0.3$ .

السؤال الثاني:

للمنموذج  $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)z_t = \delta + (1 - \theta B)a_t$  حيث  $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$  و  $\phi_1, \phi_2, \delta, \theta$  هي معالم النموذج و  $B$  هو عامل الازاحة الخلفي اوجد:

$$E(z_t) \forall t \quad (a)$$

(ب) دالة الترابط الذاتي  $\rho_k \forall k \geq 0$

(ج) دالة الترابط الذاتي الجزئي  $\phi_{kk} \forall k \geq 0$

(د) دالة الاوزان  $\psi_j \forall j \geq 0$

السؤال الثالث:

للمودج  $z_t = 38.5 + 1.2z_{t-1} - 0.7z_{t-2} + a_t - 0.4a_{t-1}$  حيث  $a_t \sim WN(0,4)$  واذا كانت  $t = 10$  و

$z_9 = 77$  و  $z_{10} = 85$  و  $a_{10} = -1.6$  اوجد:

(ا) دالة التنبؤ التي لها ادنى متوسط مربع اخطاء

(ب) تباين دالة اخطاء التنبؤ حتى زمن التقدم  $l = 3$

(ج) تنبؤات للقيم المستقبلية  $z_{11}$  و  $z_{12}$

(د) فترات تنبؤ 95% للتنبؤات السابقة

(هـ) اذا علمت ان  $z_{11} = 81$  فجدد التنبؤ للقيمه  $z_{12}$  ولفترة التنبؤ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

قسم الإحصاء وبحوث العمليات  
المادة : طرق التنبؤ الاحصائي 221 بحث  
الاختبار الاول للأعمال الفصلية  
الفصل الأول 1420-1421 هـ

الزمن : ساعتين

أجب علي جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول: لمتسلسلة زمنية  $\{z_t\}$

1- أذكر شروط الإستقرار

2- عرف دالة الترابط الذاتي

السؤال الثاني: للمتسلسلة التالية

$t$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
$z_t$	53	43	66	48	52	42	44	56	44	58	41	54	51	56	38

1- طبق خط إنحدار بين  $(t, z_t)$  ومن ثم أوجد  $z_{16}, z_{17}$

2- طبق متوسط متحرك من الدرجة الثالثة ومن ثم أوجد  $z_{16}, z_{17}$

3- طبق تمهيد اسي بسيط  $\alpha = 0.5$  ومن ثم أوجد  $z_{16}, z_{17}$

4- إذا كانت  $z_{16} = 56$  و  $z_{17} = 49$  فأي من الطرق السابقة أكثر دقة وذلك بإستخدام معيار

خطاً مناسب

السؤال الثالث:

للمنموذج  $z_t = 20 - 0.9z_{t-1} + a_t$  ,  $a_t \sim WN(0,4)$

1- هل النموذج مستقر؟

2- أوجد  $\mu$

3- أوجد  $\rho_k$  و  $\phi_{kk}$  لقيم  $k = 0,1,2,\dots,5$

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

قسم الإحصاء وبحوث العمليات  
المادة : طرق التنبؤ الاحصائي 221 بحث  
الاختبار النهائي للفصل الثاني 1420-1421 هـ

الزمن : أربع ساعات

أجب علي جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول: ( 20 علامة )

أكمل الفراغات التالية:

(1) لمتسلسلة زمنية  $\{Z_t\}$  دالة التغيرات الذاتي تعطى بالعلاقة  $\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t-k})$  ودالة

الترابط الذاتي بالعلاقة  $\rho_k = \gamma_k / \gamma_0$  ولها الخواص  $\rho_0 = 1$  و  $|\rho_k| \leq 1$  و

$\rho_k = \rho_{-k}$  ( 5 علامات )

(2) لمتسلسلة زمنية مشاهدة  $z_1, z_2, \dots, z_n$  دالة الترابط الذاتي للعينة تقدر من العلاقة

$$r_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (z_i - \bar{z})(z_{i+k} - \bar{z})}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}, k = 0, 1, \dots$$

و الإنحراف المعياري

لدالة الترابط الذاتي للعينة تقدر من العلاقة  $s.e(r_k) \approx 1/\sqrt{n}$  كما ان دالة الترابط الذاتي

$$r_{k+1, k+1} = \frac{r_{k+1} - \sum_{j=1}^k r_{kj} r_j}{1 - \sum_{j=1}^k r_j^2}$$

الجزئي للعينة تقدر من العلاقة و العلاقة المساعدة

$$r_{k+1, j} = r_{kj} - r_{k+1, k+1} r_{k, j}, j = 1, \dots, k$$

( 8 علامات )  $\pm \frac{1}{\sqrt{n}}$  ولها حدود حرجة



(3) نموذج  $AR(\square)$  يعطى بالعلاقة

$$\left(1 - \phi_1 \square - \phi_2 \square^2\right) Z_t = a_t, a_t \sim WN(\square, \square)$$

$$Z_t = \delta + \phi_1 \square + \phi_2 \square + a_t \quad (7 \text{ علامات})$$

السؤال الثاني: (40 علامة)

البيانات التالية هي حجم المبيعات اليومية لشركة ما بألاف الريالات: (اقرأ من اليسار لليمين)

29.3	20.0	25.8	29.0	31.0	32.7	33.6
				27.5	26.8	30.6
28.9	28.5	28.2	26.1	27.8	27.6	29.9
				28.2	26.7	30.0
30.8	30.5	36.6	31.4	30.8	33.2	30.2
				27.1	33.7	36.6
29.0	28.1	30.3	29.4	33.6	30.3	20.1
				17.5	23.7	24.2
32.4	32.4	29.4	23.5	23.6	28.1	29.9
				30.6	32.3	31.6
28.0	24.1	29.2	34.3	26.4	28.8	21.3
				21.7	21.5	24.7
33.6	36.5	35.7	33.7	29.3	25.1	27.2
				30.6	29.1	28.5
32.0	31.9	31.7	29.0	31.9	24.3	22.7
				26.6	28.9	28.3
28.2	28.6	30.7	30.6	20.8	16.6	25.2
				31.8	32.5	30.3
26.1	19.0	24.3	31.5	32.0	31.7	29.1
						23.2

(1) باستخدام الأمرين %acf و %pacf في Minitab تعرف علي النموذج من عائلة

النماذج  $ARIMA(p, d, q)$  والذي تتبعه البيانات (7 علامات)

(2) أوجد مقدرات أولية لمعالم النموذج المتعرف عليه بطريقة العزوم وطريقة المربعات الدنيا الشرطية ( 9 علامات )

(3) بإستخدام مقدرات المعالم بطريقة المربعات الدنيا الشرطية أو العزوم أكتب النموذج علي

الشكل 
$$Z_t = \delta + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$
 حيث 
$$a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$
 ( 4 علامات )

(4) أوجد دالة التنبؤ للنموذج ومن ثم أوجد تنبؤات للقيم المستقبلية  $Z_{99}$  و  $Z_{100}$  وإذا علمت أن

$$\sigma^2 = 10.83 \text{ فاجد فترات تنبؤ } 95\% \text{ للقيم المستقبلية } Z_{99} \text{ و } Z_{100} \text{ ( 10 علامات )}$$

(5) إذا علمت أن  $z_{99} = 26.7$  فجدد التنبؤ للقيمة المستقبلية  $Z_{100}$  وإذا كانت  $z_{100} = 32.4$  فهل

التنبؤ أفضل قبل ام بعد التجديد ؟ ( 5 علامات )

(6) بإستخدام الأمر `arima p d q C1` والأوامر الفرعية `forecast 5 C2 C3 C4` و

`gseries` و `gacf` و `gpacf` و `ghist` و `gnormal` و `gfit` تحقق و قارن مع نتائجك

في الفقرات السابقة. ( 5 علامات )

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

قسم الإحصاء وبحوث العمليات  
إختبار الفصل الأول 1421هـ/1422هـ  
لمادة 221 بحث ( طرق التنبؤ الإحصائي )  
الزمن 3 ساعات

أجب على جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول:

- 1- عرف التالي بإختصار: الضجة البيضاء، الترابط الذاتي، التمهيد، الإستقرار
- 2- اكتب المعادلات المعرفة للنماذج التالية:  $AR(2)$ ,  $MA(1)$ ,  $ARMA(1,2)$   
(ج) لنموذج  $AR(2)$  أي من المعالم التالية تحقق الإستقرار:

1)  $\phi_1 = 1.2, \phi_2 = -0.8$

2)  $\phi_1 = -1.2, \phi_2 = -0.8$

3)  $\phi_1 = 0.8, \phi_2 = -0.8$

4)  $\phi_1 = -0.8, \phi_2 = 1.2$

السؤال الثاني:

البيانات التالية تمثل مبيعات أجهزة الحاسب في أحد الشركات شهريا ( إقرأ من اليسار لليمين  
سطرا بسطر)

26	21	16	28	27	19
21	26	25	16	20	25
25	21	23	26	21	23
				17	25

- 1- أدخل البيانات في ورقة عمل للبرنامج Minitab و أرسما كمتسلسة زمنية.
- 2- طبق على البيانات النماذج التالية:

i) Linear Trend Model

ii) Simple Moving Average Model of order 3

iii) Simple Exponential Smoothing Model with  $\alpha=0.3$

- ج) طبق على البيانات نموذج من عائلة  $ARMA(p,q)$  وذلك بالتعرف على  $p,q$  المناسبة ومن ثم قدر المعالم للنموذج المقترح.
- د) أي نموذج من النماذج السابقة ( في الفقرتين ب و ج ) يصف المشاهدات بشكل أفضل؟
- هـ) باستخدام النموذج الأفضل ولد تنبؤات للشهرين التاليين بفترات تنبؤ 95%

## بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

قسم الإحصاء وبحوث العمليات

المادة : طرق التنبؤ الاحصائي 221 بحث

الاختبار الأول للأعمال الفصلية

الفصل الثاني 1421/1422 هـ

الزمن : ساعتين

أجب علي جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول: شوهدت المتسلسلة الزمنية التالية: (اقرأ من اليسار لليمين سطرا بسطر)

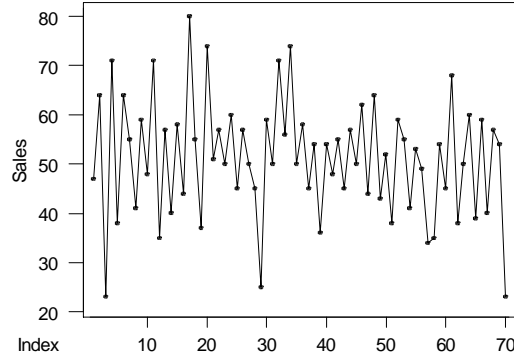
47	64	23	71	38
			64	55
41	59	48	71	35
			57	40
58	44	80	55	37
			74	51
57	50	60	45	57
			50	45
25	59	50	71	56
			74	50
58	45	54	36	54
			48	55
45	57	50	62	44
			64	43
52	38	59	55	41
			53	49
34	35	54	45	68
			38	50

- أدخل المشاهدات في صحيفة عمل Worksheet في برنامج Minitab وأجب على التالي:
- (أ) إفحص المشاهدات بواسطة TsploT هل تبدو المتسلسلة مستقرة؟ لماذا؟ (علامة واحدة)
- (ب) هل نستخدم طريقة تحليل الإنجراف Trend Analysis لهذه المتسلسلة؟ ولماذا؟ (علامة واحدة)
- (ج) هل نستخدم طريقة التفكيك Decomposition Method لهذه المتسلسلة؟ ولماذا؟ (علامة واحدة)
- (د) هل نستخدم طريقة التمهيد بالمتوسط المتحرك Moving Average Smoothing لهذه المتسلسلة؟ ولماذا؟ (علامة واحدة)
- (هـ) هل نستخدم طريقة التمهيد الاسي البسيط Simple Exponential Smoothing لهذه المتسلسلة؟ ولماذا؟ (علامة واحدة)
- (و) هل نستخدم طريقة التمهيد الاسي الثنائي Double Exponential Smoothing لهذه المتسلسلة؟ ولماذا؟ (علامة واحدة)
- (ز) هل نستخدم طريقة ونترز Winters' Method لهذه المتسلسلة؟ ولماذا؟ (علامة واحدة)

السؤال الثاني: من السؤال السابق توجد طريقة واحدة فقط هي الأنسب لتحليل المتسلسلة الزمنية المشاهدة! بإستخدام الطريقة المناسبة أوجد تنبؤات لخمسة قيم مستقبلية مع فترات تنبؤ %95 . (8 علامات)

إجابة السؤال الأول:

(أ)



المتسلسلة تبدو مستقرة حيث أنها تتغير حول مستوى ثابت

(ب) يمكن استخدام طريقة تحليل الإنجراف ولكنها غير مناسبة هنا لعدم وجود اتجاه معين تتجه له المتسلسلة

(ج) يمكن استخدام طريقة التفكيك ولكنها تناسب أكثر المتسلسلات التي فيها مركبات إنجراف و موسمية

(د) يناسب التمهيد بالمتوسط المتحرك هذا النوع من المتسلسلات الزمنية أكثر من غيره من الطرق لأنه كما نرى هذه المتسلسلة تحتاج إلى تمهيد بسيط إذ ليس بها أي إنجراف أو موسمية  
(هـ) التمهيد الاسي البسيط ينفع لمثل هذه المتسلسلات أيضا وخاصة إذا كانت تحوي إنجرافا بسيط

(و) التمهيد الاسي الثنائي يفيد أكثر في حالة المتسلسلات التي تحوي إنجرافا غير خطي والذي لا يبدو من تصرف المتسلسلة المشاهدة

(ز) طريقة ونترز تنفع للمتسلسلات الموسمية التي تحوي على مركبة إنجراف غير خطي

إجابة السؤال الثاني:

يبدو أن طريقة التمهيد بالمتوسط المتحرك هي الأكثر مناسبة لتحليل المتسلسلة المشاهدة. لنجرب عدة متوسطات متحركة لتمهيد المتسلسلة وإيجاد تنبؤات لها.

(1) لنجرب متوسط متحرك من الدرجة الثانية (مركز):

```
MTB > %MA 'Sales' 2;
```

```
SUBC> Center;
SUBC> Forecasts 5.
Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\MA.MAC
```

Macro is running ... please wait

### Moving average

```
Data          Sales
Length        70.0000
NMissing      0
```

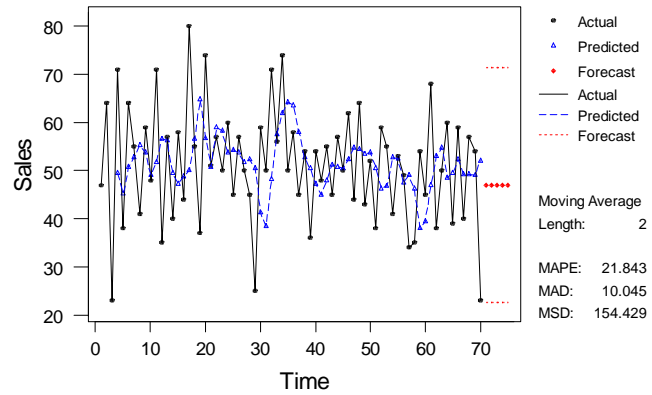
```
Moving Average
Length: 2
```

```
Accuracy Measures
MAPE:  21.843
MAD:   10.045
MSD:  154.429
```

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	71	47	22.6432	71.3568
2	72	47	22.6432	71.3568
3	73	47	22.6432	71.3568
4	74	47	22.6432	71.3568
5	75	47	22.6432	71.3568



## Moving Average



(2) لنجرب متوسط متحرك من الدرجة الثالثة:

```
MTB > %MA 'Sales' 3;
SUBC> Forecasts 5.
```

Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\MA.MAC

Macro is running ... please wait

## Moving average

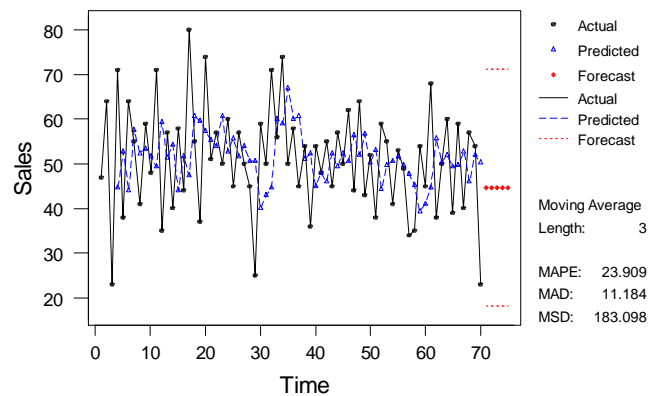
```
Data          Sales
Length        70.0000
NMissing      0
```

```
Moving Average
Length: 3
```

```
Accuracy Measures
MAPE:  23.909
MAD:   11.184
MSD:  183.098
```

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	71	44.6667	18.1452	71.1881
2	72	44.6667	18.1452	71.1881
3	73	44.6667	18.1452	71.1881
4	74	44.6667	18.1452	71.1881
5	75	44.6667	18.1452	71.1881

Moving Average



(3) لنجرب متوسط متحرك من الدرجة الرابعة (مركز):

```
MTB > %MA 'Sales' 4;
SUBC> Center;
SUBC> Forecasts 5.
```

Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\MA.MAC

Macro is running ... please wait

### Moving average

Data Sales

Length 70.0000

NMissing 0

Moving Average

Length: 4

Accuracy Measures

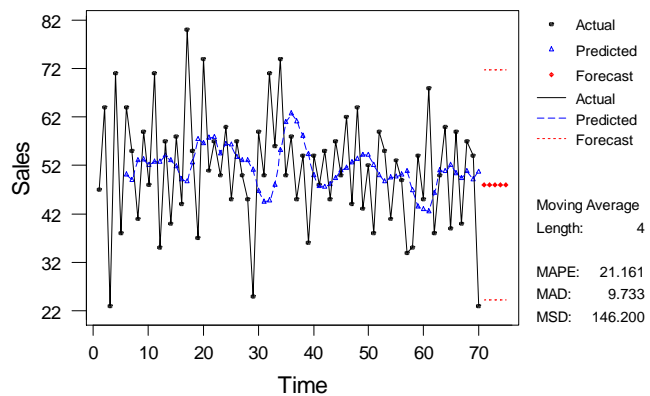
MAPE: 21.161

MAD: 9.733

MSD: 146.200

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	71	48	24.3010	71.6990
2	72	48	24.3010	71.6990
3	73	48	24.3010	71.6990
4	74	48	24.3010	71.6990
5	75	48	24.3010	71.6990

Moving Average



(4) أخيرا نجرب متوسط متحرك من الدرجة الخامسة:

```
MTB > %MA 'Sales' 5;
```

```
SUBC> Forecasts 5.
```

Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\MA.MAC

Macro is running ... please wait

### Moving average

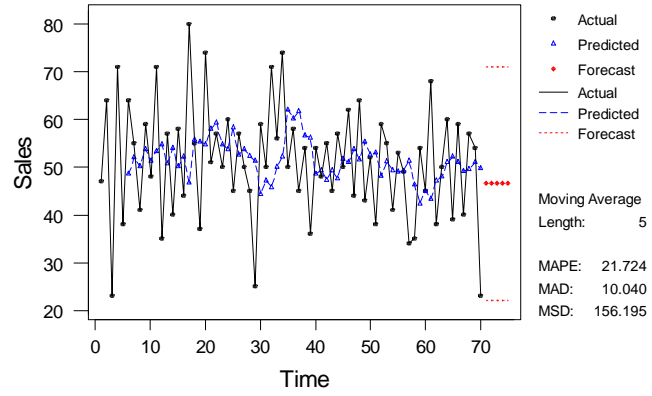
Data                Sales  
Length             70.0000  
NMissing           0

Moving Average  
Length: 5

Accuracy Measures  
MAPE: 21.724  
MAD: 10.040  
MSD: 156.195

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	71	46.6	22.1043	71.0957
2	72	46.6	22.1043	71.0957
3	73	46.6	22.1043	71.0957
4	74	46.6	22.1043	71.0957
5	75	46.6	22.1043	71.0957

## Moving Average



من النتائج السابقة نجد أن المتوسط المتحرك من الدرجة الرابعة الممركز يعطي أقل قيمة لـ  
 146.2 تساوي (MSD (Mean Square Deviation  
 التنبؤات للخمسة قيم المستقبلية مع فترات تنبؤ 95% هي

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	71	48	24.3010	71.6990
2	72	48	24.3010	71.6990
3	73	48	24.3010	71.6990
4	74	48	24.3010	71.6990
5	75	48	24.3010	71.6990

بسم الله الرحمن الرحيم

قسم الإحصاء وبحوث العمليات

كلية العلوم

جامعة الملك سعود

الإختبار الثاني لأعمال الفصل الثاني 1422/1421 هـ  
 لمادة 221 بحث ( طرق التنبؤ الإحصائي )  
 الزمن: 3 ساعات

أجب على جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول:

للمنموذج

$$(1 - 1.2B + 0.6B^2)(z_t - 65) = (1 - 0.4B)a_t, a_t \sim WN(0, 1)$$

- (أ) تحقق من ان النموذج مستقر وقابل للإنقلاب.  
 (ب) أوجد كل من  $\rho_k$  و  $\phi_{kk}$  لقيم  $k = 1, 2, \dots, 5$ .  
 (ج) أوجد دالة الأوزان  $\psi_j$  لقيم  $j = 1, 2, \dots, 5$ .

السؤال الثاني:

للمنموذج السابق إذا علمت أن  $z_{80} = 62.6, z_{79} = 70.4, z_{78} = 64.7, z_{77} = 58.9, z_{76} = 60.4$ .

- (أ) أوجد تنبؤات للقيم المستقبلية  $z_{81}, z_{82}, z_{83}, z_{84}$ .  
 (ب) أوجد فترات تنبؤ 95% للتنبؤات في الفقرة السابقة.

السؤال الثالث:

للمنموذج

$$(1 - 0.43B)(1 - B)z_t = a_t, a_t \sim WN(0, 1)$$

- (أ) هل النموذج مستقر؟ ولماذا؟  
 (ب) إذا كانت  $z_{49} = 33.4, z_{50} = 33.9$  فأحسب التنبؤات  $z_{50}(\ell)$  لقيم  $\ell = 1, 2, \dots, 5$ .  
 (ج) أوجد فترات تنبؤ 95% للتنبؤات في الفقرة السابقة.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

قسم الإحصاء وبحوث العمليات

كلية العلوم

جامعة الملك سعود

الإختبار النهائي للفصل الثاني 1421/1422 هـ

للمادة 221 بحث ( طرق التنبؤ الإحصائي)

الزمن 3 ساعات

أجب على جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول:

طبقتنا على متسلسلة مبيعات نموذج  $ARIMA(1,1,0)$  التالي:

$$(1 - 0.7B)(1 - B)z_t = a_t, \quad a_t \sim WN(0, 25)$$

المشاهدتين الأخيرة هي  $z_{143} = 770, z_{144} = 800$

(أ) هل النموذج مستقر أم لا ولماذا؟

(ب) أوجد دالة الأوزان  $\psi_j$  لقيم  $j = 1, 2, \dots, 5$ .

(ج) احسب التنبؤات للثلاث (3) القيم المستقبلية التالية.

(د) اوجد فترات تنبؤ 95% للتنبؤات السابقة.

السؤال الثاني:

للمتسلسلة الزمنية التالية : (اقرأ من اليسار لليمين سطرا بسطرا)

3.49	5.74	5.51	3.99	3.45	4.77	4.14
				4.60	3.80	5.43
3.96	2.54	4.05	6.16	3.78	5.07	5.42
				3.91	4.30	3.88
2.89	4.61	4.08	4.05	3.28	2.65	1.22
				3.98	3.45	3.57

2.52	1.58	4.00	5.14	3.84	4.40	3.08
				5.43	4.80	2.75
5.77	4.99	4.31	6.46	6.11	4.79	5.65
				5.52	6.12	6.06
3.20	5.05	6.23	6.12	4.99	4.89	4.78
				5.67	6.08	5.80
5.13	7.07	8.02	6.36	5.75	5.70	5.61
				5.63	5.71	5.16
7.20	6.87	7.56	6.57	6.08	4.72	6.09
				6.64	7.49	6.64
7.26	7.22	6.69	7.49	9.01	7.27	5.62
				7.59	7.53	6.43
6.42	8.22	7.67	7.53	7.23	8.50	8.27
				8.75	7.50	7.86

باستخدام MINITAB أوجد التالي:

(أ) أرسم المتسلسلة الزمنية باستخدام Time Series Plot.

(ب) أقترح طريقة لتمهيد المتسلسلة بعد فحص الرسم.

(ج) لكل طريقة مقترحة قم بفحص البواقي Residuals وأختبر الفرضية فيما إذا كانت

البواقي موزعة توزيع طبيعي وذلك باستخدام إختبار Kolmogorov-Smirnov Test .

(د) قارن معايير الدقة للأخطاء Mean Absolute Percentage Error

(MAPE) و Mean Absolute Deviation (MAD) و Mean

Squared Deviation (MSD) لكل طريقة مقترحة ومن ثم أستخدم الطريقة الأكثر

دقة لتوليد تنبؤات للخمسة القيم المستقبلية مع إيجاد فترات تنبؤ . 95%

السؤال الثالث:

للمتسلسلة الزمنية التالية: (اقرأ من اليسار لليمين سطرا بسطر)

1.20	1.50	1.54	2.70	1.95	2.40
				3.44	2.83
1.76	2.00	2.09	1.89	1.80	1.25
				1.58	2.25



2.50	2.05	1.46	1.54	1.42	1.57
				1.40	1.51
1.08	1.27	1.18	1.39	1.42	2.08
				1.85	1.82
2.07	2.32	1.23	2.91	1.77	1.61
				1.25	1.15
	1.37	1.79	1.68	1.78	1.84

باستخدام MINITAB أوجد التالي:

(أ) أرسم المتسلسلة الزمنية باستخدام Time Series Plot.

(ب) أوجد كل من SACF و SPACF ومنها أقتراح نموذج مناسب من عائلة  $ARIMA(p,d,q)$

وذلك بتعيين كل من  $p$  و  $d$  و  $q$ .

(ج) قدر المعالم للنموذج المقترح وأختبر الفرضيات فيما إذا كان أحد أو كل هذه المعالم مساويا للصفر.

(د) قم بفحص البواقي Residuals وأختبر الفرضية فيما إذا كانت البواقي موزعة توزيع

طبيعي وذلك باستخدام إختبار Kolmogorov-Smirnov Test.

(هـ) أحسب تنبؤات للخمسة القيم المستقبلية التالية مع إيجاد فترات تنبؤ . 95%

بسم الله الرحمن الرحيم

إجابات محتملة للاختبار النهائي للفصل الثاني 1422/1421 هـ

لمادة 221 بحث

إجابة السؤال الأول:

(أ) النموذج غير مستقر لأنه يحوى عامل التفريق  $(1-B)$

(ب)

$$(1-0.7B)(1-B)z_t = a_t$$

$$(1-1.7B+0.7B^2)z_t = a_t$$

$$\begin{aligned}\therefore z_t &= \frac{1}{1-1.7B+0.7B^2} a_t \\ &= \psi(B)a_t\end{aligned}$$

$$\therefore \psi(B) = \frac{1}{1-1.7B+0.7B^2}$$

$$\therefore (1+\psi_1B+\psi_2B^2+\psi_3B^3+\dots)(1-1.7B+0.7B^2) \equiv 0$$

$$B: \psi_1 - 1.7 = 0 \Rightarrow \psi_1 = 1.7$$

$$B^2: \psi_2 - 1.7\psi_1 + 0.7 = 0 \Rightarrow \psi_2 = 1.7\psi_1 - 0.7 = 2.19$$

$$B^3: \psi_3 - 1.7\psi_2 + 0.7\psi_1 = 0 \Rightarrow \psi_3 = 1.7\psi_2 - 0.7\psi_1 = 2.53$$

⋮

$$B^j: \psi_j - 1.7\psi_{j-1} + 0.7\psi_{j-2} = 0 \Rightarrow \psi_j = 1.7\psi_{j-1} + 0.7\psi_{j-2}, j = 2, 3, \dots$$

$$\therefore \psi_4 = 1.7\psi_3 - 0.7\psi_2 = 2.768$$

$$\psi_5 = 1.7\psi_4 - 0.7\psi_3 = 2.9346$$

إذا الأوزان المطلوبة هي:  $\psi_1 = 1.7, \psi_2 = 2.19, \psi_3 = 2.53, \psi_4 = 2.77, \psi_5 = 2.93$

(ج) نحسب التنبؤات كالتالي:

$$\begin{aligned}
& \therefore (1 - 1.7B + 0.7B^2)z_t = a_t \\
& \therefore z_t = 1.7z_{t-1} - 0.7z_{t-2} + a_t \\
& \therefore z_t(\ell) = E[z_{t+\ell} | z_t, z_{t-1}, \dots], \ell \geq 0 \\
& \quad = E[1.7z_{t+\ell-1} - 0.7z_{t+\ell-2} + a_{t+\ell} | z_t, z_{t-1}, \dots], \ell \geq 0 \\
& \quad = 1.7E[z_{t+\ell-1} | z_t, z_{t-1}, \dots] - 0.7E[z_{t+\ell-2} | z_t, z_{t-1}, \dots] + E[a_{t+\ell} | z_t, z_{t-1}, \dots], \ell \geq 0 \\
& \therefore \ell = 1: z_t(1) = 1.7E[z_t | z_t, z_{t-1}, \dots] - 0.7E[z_{t-1} | z_t, z_{t-1}, \dots] + E[a_{t+1} | z_t, z_{t-1}, \dots] \\
& \quad = 1.7z_t - 0.7z_{t-1} \\
& \ell = 2: z_t(2) = 1.7E[z_{t+1} | z_t, z_{t-1}, \dots] - 0.7E[z_t | z_t, z_{t-1}, \dots] + E[a_{t+2} | z_t, z_{t-1}, \dots] \\
& \quad = 1.7z_t(1) - 0.7z_t \\
& \ell = 3: z_t(3) = 1.7E[z_{t+2} | z_t, z_{t-1}, \dots] - 0.7E[z_{t+1} | z_t, z_{t-1}, \dots] + E[a_{t+3} | z_t, z_{t-1}, \dots] \\
& \quad = 1.7z_t(2) - 0.7z_t(1) \\
& \therefore \ell \geq 3: z_t(\ell) = 1.7z_t(\ell-1) - 0.7z_t(\ell-2) \\
& \therefore t = 144
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \therefore z_{144}(1) = 1.7z_{144} - 0.7z_{143} = 1.7(800) - 0.7(770) = 821 \\
& z_{144}(2) = 1.7z_{144}(1) - 0.7z_{144} = 1.7(821) - 0.7(800) = 835.7 \\
& z_{144}(3) = 1.7z_{144}(2) - 0.7z_{144}(1) = 1.7(835.7) - 0.7(821) = 845.99
\end{aligned}$$

إذا التنبؤات للثلاث قيم المستقبلية هي:

$$z_{144}(1) = 821, \quad z_{144}(2) = 835.7, \quad z_{144}(3) = 845.99$$

(د) فترات  $100\%(1-\alpha)$  تنبؤ تعطي بالعلاقة

$$\left[ z_t(\ell) \pm u_{\alpha/2} \sqrt{V[e_t(\ell)]} \right], \ell \geq 0$$

حيث  $u_{\alpha/2}$  هو المئين 95 للتوزيع الطبيعي القياسي وحيث ان  $\alpha = 0.05$  فإن  $u_{\alpha/2} = 1.96$  أي أن

$$z_{t+\ell} \in \left[ z_t(\ell) \pm 1.96 \sqrt{V[e_t(\ell)]} \right] \text{ w.p. } 0.95, \ell \geq 0$$

أولا نحسب تباينات أخطاء التنبؤ من العلاقة:  $V[e_t(\ell)] = \sigma^2(1 + \psi_1^2 + \psi_2^2 + \dots + \psi_{\ell-1}^2), \ell \geq 0$

$$V[e_t(1)] = \sigma^2 = 25$$

$$V[e_t(2)] = \sigma^2(1 + \psi_1^2) = 25(1 + (1.7)^2) = 97.25$$

$$V[e_t(3)] = \sigma^2(1 + \psi_1^2 + \psi_2^2) = 25(1 + (1.7)^2 + (2.19)^2) = 217.1525$$

ومن هنا نجد فترات التنبؤ المطلوبة:

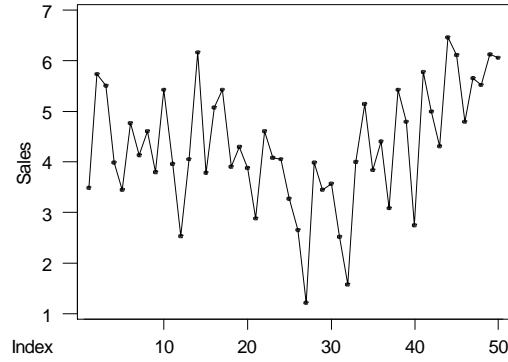
$$z_{145} \in [821 \pm 1.96\sqrt{25}] = [811.2, 830.8], w.p. 0.95$$

$$z_{146} \in [835.7 \pm 1.96\sqrt{97.25}] = [816.37, 855.03], w.p. 0.95$$

$$z_{145} \in [845.99 \pm 1.96\sqrt{217.1525}] = [817.11, 874.87], w.p. 0.95$$

إجابة للسؤال الثاني:

(أ)



(ب) من الرسم السابق نجد أن المتسلسلة غير موسمية ولذلك نستخدم في تمهيدها أحد الطرق التالية:

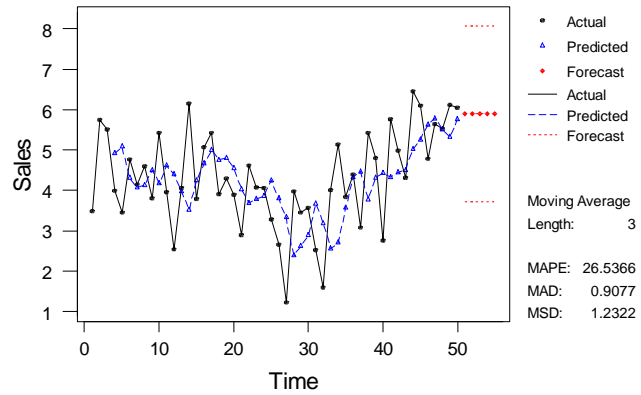
1- المتوسط المتحرك Moving Average Smoothing

2- التمهيد الأسّي البسيط Single Exponential Smoothing

3- التمهيد الأسّي الثنائي Double Exponential Smoothing

أولا المتوسط المتحرك

### Smoothing Sales Series by Moving Avg. of Order 3



```

MTB > %MA 'Sales' 3;
SUBC> Forecasts 5;
SUBC> Title "Smoothing Sales Series by Moving
          Avg. of Order 3";
SUBC> Residuals 'RESI1'.
Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\MA.MAC

```

Macro is running ... please wait

### Moving average

Data	Sales
Length	50.0000
NMissing	0

Moving Average  
Length: 3

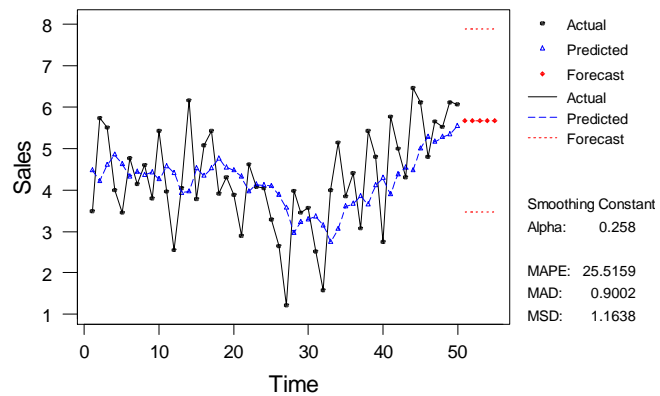
Accuracy Measures  
MAPE: 26.5366  
MAD: 0.9077

MSD: 1.2322

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	51	5.9	3.72428	8.07572
2	52	5.9	3.72428	8.07572
3	53	5.9	3.72428	8.07572
4	54	5.9	3.72428	8.07572
5	55	5.9	3.72428	8.07572

ثانيا التمهيد الأسّي البسيط

Smoothing Sales Series by Single Exponential Smoothing



```
MTB > %SES 'Sales';
SUBC> Forecasts 5;
SUBC> Title "Smoothing Sales Series by Single
           Exponential Smoothing";
SUBC> Residuals 'RESI2'.
Executing from file: G:\MTBW\WIN\MACROS\SES.MAC
```

Macro is running ... please wait

## Single Exponential Smoothing

Data Sales  
Length 50.0000  
NMissing 0

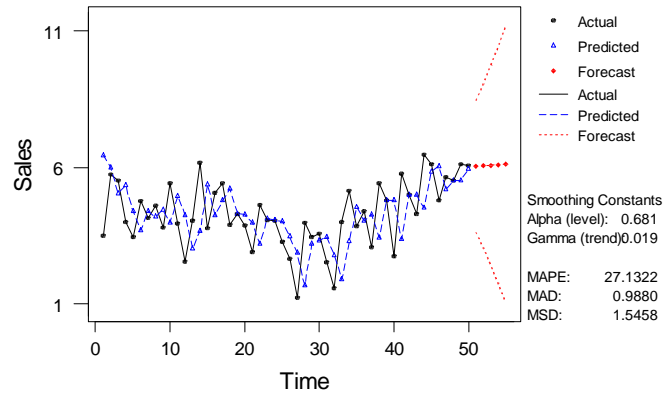
Smoothing Constant  
Alpha: 0.257773

Accuracy Measures  
MAPE: 25.5159  
MAD: 0.9002  
MSD: 1.1638

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	51	5.67586	3.47035	7.88137
2	52	5.67586	3.47035	7.88137
3	53	5.67586	3.47035	7.88137
4	54	5.67586	3.47035	7.88137
5	55	5.67586	3.47035	7.88137

ثالثا التمهيد الأسّي الثنائي

## Smoothing Sales Series by Double Exponential Smoothing



```
MTB > %DES 'Sales';  
SUBC> Forecasts 5;  
SUBC> Title "Smoothing Sales Series by Double  
Exponential Smoothing";  
SUBC> Residuals 'RESI3'.  
Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\DES.MAC
```

Macro is running ... please wait

## Double Exponential Smoothing

Data	Sales
Length	50.0000
NMissing	0

### Smoothing Constants

Alpha (level): 0.680728

Gamma (trend): 0.019421

### Accuracy Measures

MAPE: 27.1322

MAD: 0.9880



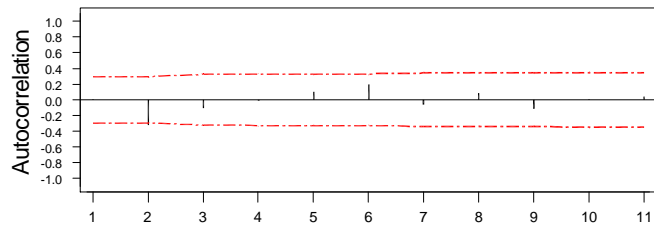
MSD: 1.5458

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	51	6.04349	3.62298	8.4640
2	52	6.06254	3.04085	9.0842
3	53	6.08160	2.40519	9.7580
4	54	6.10065	1.74005	10.4613
5	55	6.11971	1.05736	11.1821

(ج) فحص البواقي:

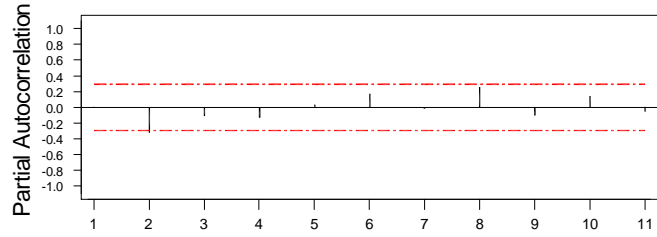
للمتوسط المتحرك

Autocorrelation Function for RESI1

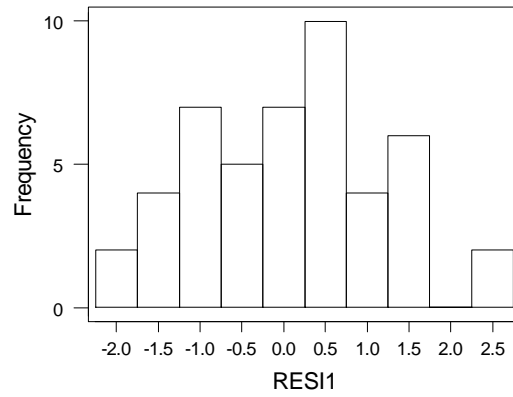


Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.01	0.05	0.00	8	0.08	0.47	9.66
2	-0.33	-2.26	5.55	9	-0.11	-0.66	10.43
3	-0.11	-0.69	6.19	10	0.00	0.02	10.43
4	-0.01	-0.06	6.19	11	0.04	0.25	10.55
5	0.10	0.64	6.79				
6	0.20	1.22	9.03				
7	-0.07	-0.39	9.28				

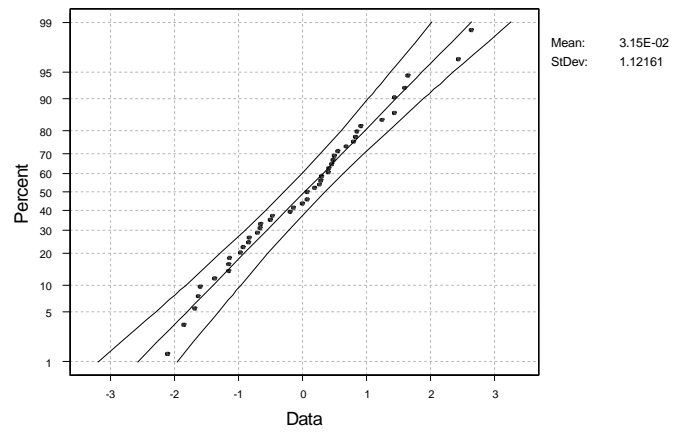
Partial Autocorrelation Function for RESI1



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.01	0.05	8	0.25	1.74
2	-0.33	-2.26	9	-0.11	-0.76
3	-0.12	-0.81	10	0.15	1.01
4	-0.14	-0.93	11	-0.06	-0.39
5	0.03	0.19			
6	0.17	1.14			
7	-0.02	-0.16			



Normal Probability Plot for RESI1



```
MTB > %Qqplot 'RESI1';
SUBC> Table;
```

SUBC> Conf 95;

SUBC> Ci.

Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\Qqplot.MAC

### Distribution Function Analysis

Normal Dist. Parameter Estimates

Data : RESI1

Mean: 3.15E-02

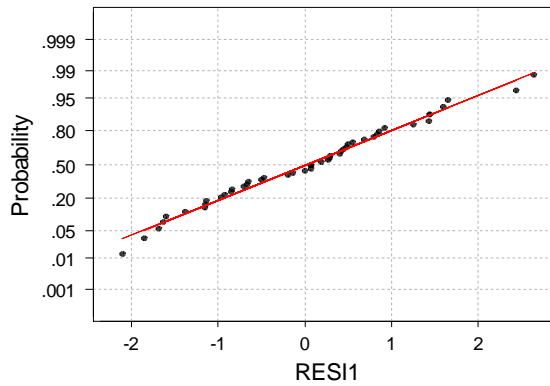
StDev: 1.12161

Percentile Estimates

P	Percentile	95% CI	
		Approximate Lower Limit	Approximate Upper Limit
0.01	-2.57777	-3.19506	-1.96047
0.02	-2.27202	-2.83741	-1.70663
0.03	-2.07803	-2.61158	-1.54447
0.04	-1.93210	-2.44238	-1.42181
0.05	-1.81339	-2.30524	-1.32155
0.06	-1.71236	-2.18891	-1.23581
0.07	-1.62377	-2.08723	-1.16032
0.08	-1.54445	-1.99647	-1.09244
0.09	-1.47231	-1.91417	-1.03046
0.10	-1.40591	-1.83864	-0.97318
0.20	-0.91248	-1.28563	-0.53934

0.30	-0.55668	-0.89868	-0.21469
0.40	-0.25267	-0.57843	0.07309
0.50	0.03149	-0.28917	0.35215
0.60	0.31565	-0.01012	0.64141
0.70	0.61966	0.27767	0.96165
0.80	0.97546	0.60232	1.34860
0.90	1.46889	1.03616	1.90162
0.91	1.53529	1.09344	1.97715
0.92	1.60743	1.15542	2.05945
0.93	1.68675	1.22330	2.15021
0.94	1.77534	1.29879	2.25189
0.95	1.87637	1.38453	2.36822
0.96	1.99508	1.48479	2.50536
0.97	2.14101	1.60745	2.67456
0.98	2.33499	1.76961	2.90038
0.99	2.64074	2.02345	3.25804

### Kolmogorov-Smirnov Test for Residuals of MA

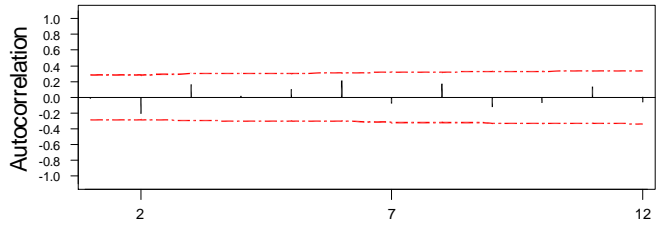


Average: 0.0314894  
StDev: 1.12161  
N: 47

Kolmogorov-Smirnov Normality Test  
D+: 0.069 D-: 0.067 D : 0.069  
Approximate P-Value > 0.15

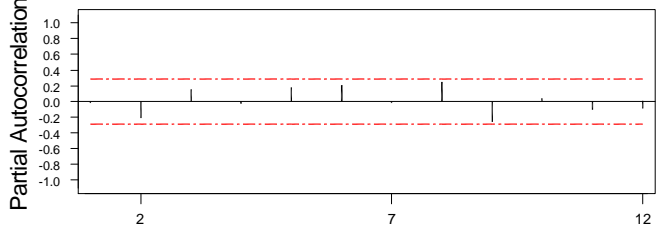
للتمهيد الأسّي البسيط

Autocorrelation Function for RESI2

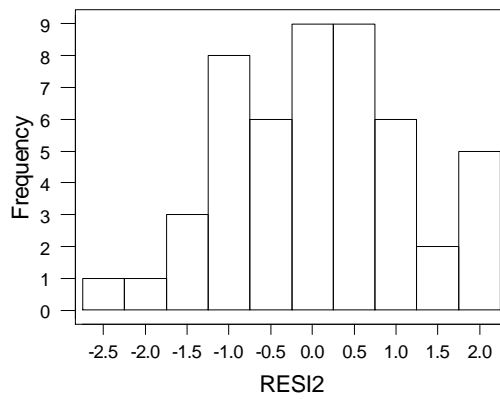


Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.02	-0.16	0.03	8	0.17	1.05	9.33
2	-0.21	-1.51	2.48	9	-0.13	-0.79	10.37
3	0.16	1.07	3.87	10	-0.08	-0.47	10.76
4	0.01	0.07	3.87	11	0.13	0.81	11.95
5	0.10	0.68	4.47	12	-0.06	-0.38	12.24
6	0.21	1.40	7.18				
7	-0.08	-0.53	7.61				

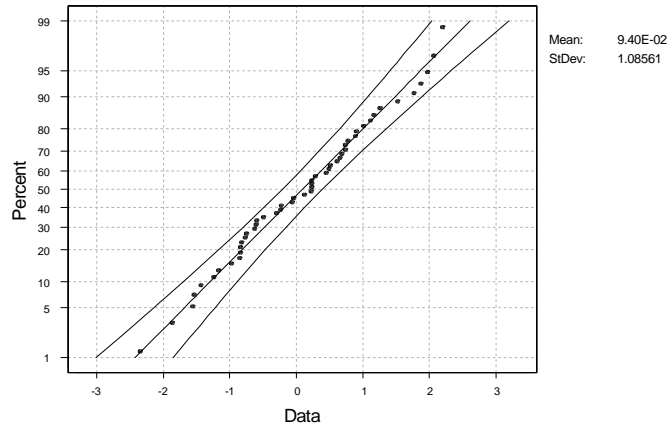
Partial Autocorrelation Function for RESI2



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	-0.02	-0.16	8	0.25	1.76
2	-0.21	-1.51	9	-0.27	-1.89
3	0.15	1.09	10	0.04	0.26
4	-0.03	-0.24	11	-0.11	-0.75
5	0.18	1.28	12	-0.09	-0.62
6	0.20	1.42			
7	-0.02	-0.14			



Normal Probability Plot for RESI2



```
MTB > %Qqplot 'RESI2';  
      SUBC> Table;  
      SUBC> Conf 95;  
      SUBC> Ci.
```

Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\Qqplot.MAC

## Distribution Function Analysis

Normal Dist. Parameter Estimates

Data : RESI2

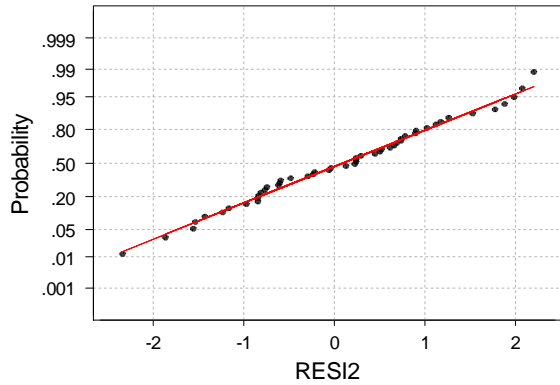
Mean: 9.40E-02  
StDev: 1.08561

Percentile Estimates

95% CI                      95% CI

P	Percentile	Approximate Lower Limit	Approximate Upper Limit
0.01	-2.43146	-3.01074	-1.85218
0.02	-2.13552	-2.66609	-1.60495
0.03	-1.94776	-2.44846	-1.44706
0.04	-1.80651	-2.28537	-1.32766
0.05	-1.69162	-2.15318	-1.23006
0.06	-1.59383	-2.04103	-1.14663
0.07	-1.50809	-1.94300	-1.07317
0.08	-1.43131	-1.85549	-1.00713
0.09	-1.36149	-1.77614	-0.94684
0.10	-1.29722	-1.70330	-0.89113
0.20	-0.81962	-1.16979	-0.46946
0.30	-0.47525	-0.79618	-0.15431
0.40	-0.18099	-0.48669	0.12471
0.50	0.09405	-0.20686	0.39496
0.60	0.36908	0.06338	0.67479
0.70	0.66334	0.34241	0.98427
0.80	1.00772	0.65756	1.35789
0.90	1.48531	1.07923	1.89140
0.91	1.54959	1.13494	1.96423
0.92	1.61941	1.19523	2.04359
0.93	1.69618	1.26127	2.13110
0.94	1.78193	1.33473	2.22913
0.95	1.87972	1.41816	2.34128
0.96	1.99461	1.51575	2.47347
0.97	2.13586	1.63516	2.63655
0.98	2.32362	1.79305	2.85419
0.99	2.61955	2.04028	3.19883

### Kolmogorov-Smirnov Test for Residuals of SES

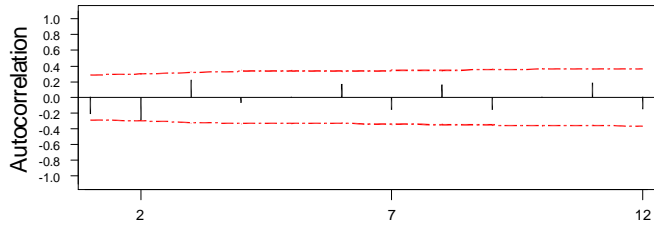


Average: 0.0940483  
StDev: 1.08561  
N: 50

Kolmogorov-Smirnov Normality Test  
D+: 0.077 D-: 0.068 D : 0.077  
Approximate P-Value > 0.15

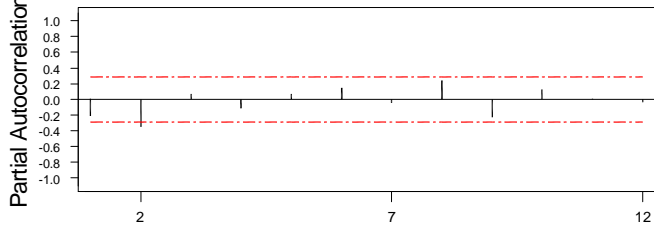
### التمهيد الأسّي الثنائي

#### Autocorrelation Function for RESI3



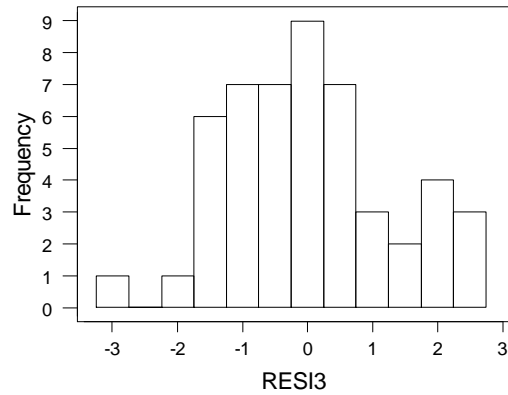
Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.22	-1.53	2.50	8	0.16	0.96	15.06
2	-0.29	-1.98	7.12	9	-0.16	-0.89	16.62
3	0.22	1.39	9.81	10	0.01	0.04	16.62
4	-0.07	-0.43	10.10	11	0.19	1.06	18.99
5	0.00	0.03	10.10	12	-0.15	-0.82	20.53
6	0.17	1.03	11.82				
7	-0.16	-0.95	13.38				

#### Partial Autocorrelation Function for RESI3

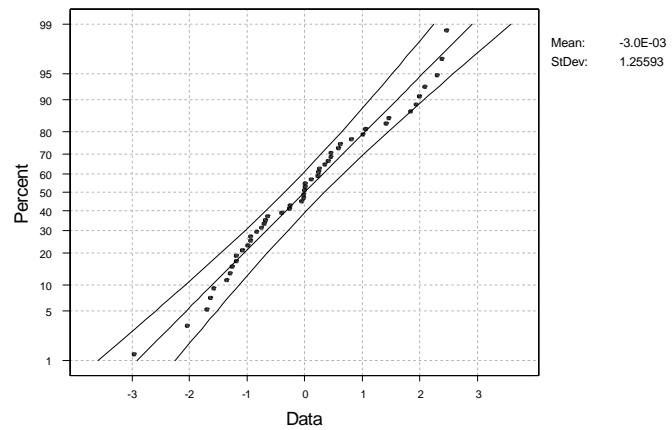


Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	-0.22	-1.53	8	0.24	1.69
2	-0.36	-2.52	9	-0.23	-1.61
3	0.07	0.49	10	0.13	0.92
4	-0.11	-0.81	11	0.01	0.04
5	0.07	0.47	12	-0.03	-0.25
6	0.14	1.02			
7	-0.05	-0.34			





Normal Probability Plot for RESI3



```

MTB > %Qqplot 'RESI3';
      SUBC> Table;
      SUBC> Conf 95;
      SUBC> Ci.

```

Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\Qqplot.MAC

## Distribution Function Analysis

Normal Dist. Parameter Estimates

Data : RESI3

Mean: -3.0E-03

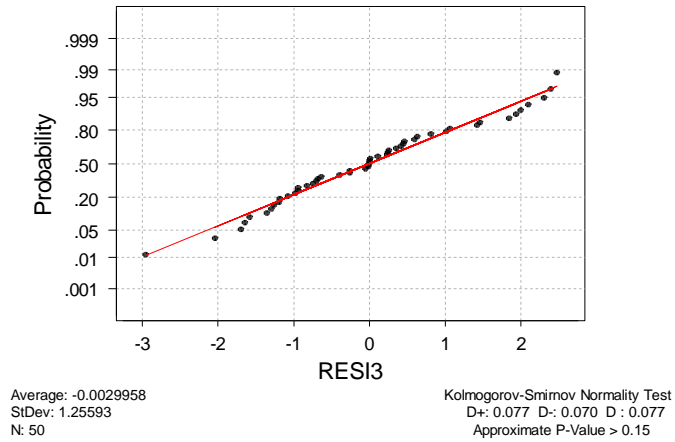
StDev: 1.25593

Percentile Estimates

P	Percentile	95% CI	95% CI
		Approximate Lower Limit	Approximate Upper Limit
0.01	-2.92473	-3.59489	-2.25457
0.02	-2.58237	-3.19618	-1.96855
0.03	-2.36515	-2.94440	-1.78589
0.04	-2.20174	-2.75573	-1.64775
0.05	-2.06882	-2.60279	-1.53485
0.06	-1.95569	-2.47305	-1.43832
0.07	-1.85649	-2.35964	-1.35334
0.08	-1.76767	-2.25840	-1.27694
0.09	-1.68689	-2.16659	-1.20719
0.10	-1.61254	-2.08233	-1.14274
0.20	-1.06001	-1.46512	-0.65491
0.30	-0.66161	-1.03289	-0.29032
0.40	-0.32118	-0.67484	0.03248
0.50	-0.00300	-0.35112	0.34512
0.60	0.31519	-0.03847	0.66885
0.70	0.65562	0.28433	1.02690
0.80	1.05402	0.64892	1.45913
0.90	1.60655	1.13675	2.07634
0.91	1.68090	1.20120	2.16060
0.92	1.76168	1.27095	2.25241

0.93	1.85050	1.34735	2.35365
0.94	1.94969	1.43233	2.46706
0.95	2.06283	1.52886	2.59680
0.96	2.19575	1.64176	2.74973
0.97	2.35915	1.77990	2.93840
0.98	2.57637	1.96256	3.19019
0.99	2.91874	2.24858	3.58890

### Kolmogorov-Smirnov Test for Residuals of DES



في كل الحالات السابقة نجد ان البواقي تحقق الفرضيات

1- غير مترابطة

2- لها تقريبا توزيع طبيعي بمتوسط صفري وتباين وحدة

(د) الجدول التالي يلخص مقاييس الدقة للأخطاء

	MAPE	MAD	MSD
MA	26.5366	0.9077	1.2322
SES	25.5159	0.9002	1.1638

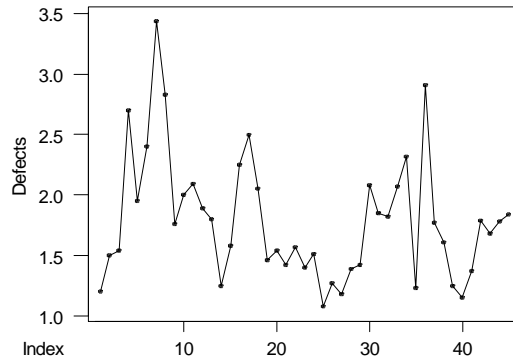
DES	27.1322	0.9880	1.5458
-----	---------	--------	--------

وبلاحظ أن التمهيد الأسّي البسيط يعطي أفضل نتيجة.  
التنبؤات باستخدام التمهيد الأسّي البسيط وفترات 95% للتنبؤ

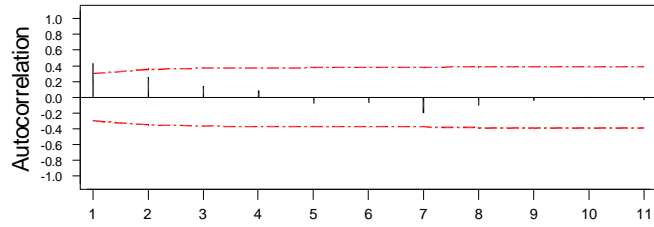
Period of Forecast	Forecast	Lower	Upper
51	5.67586	3.47035	7.88137
52	5.67586	3.47035	7.88137
53	5.67586	3.47035	7.88137
54	5.67586	3.47035	7.88137
55	5.67586	3.47035	7.88137

إجابة للسؤال الثالث:

(أ)

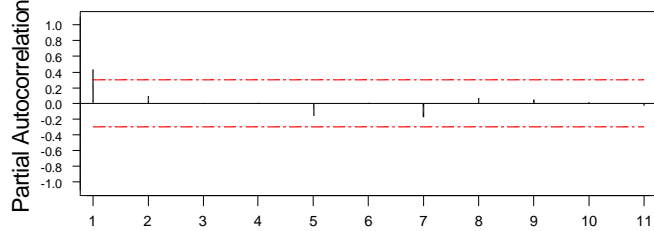


Autocorrelation Function for Defects



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.43	2.88	8.84	8	-0.11	-0.57	17.25
2	0.26	1.49	12.18	9	-0.05	-0.27	17.41
3	0.14	0.77	13.18	10	-0.01	-0.04	17.41
4	0.08	0.43	13.50	11	-0.04	-0.19	17.50
5	-0.09	-0.46	13.89				
6	-0.07	-0.39	14.18				
7	-0.21	-1.10	16.57				

Partial Autocorrelation Function for Defects



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.43	2.88	8	0.07	0.44
2	0.09	0.63	9	0.05	0.35
3	-0.00	-0.01	10	0.01	0.09
4	0.00	0.00	11	-0.03	-0.23
5	-0.16	-1.07			
6	0.00	0.02			
7	-0.18	-1.19			

واضح من الشكل أن SACF تتخامد أسياً و SPACF لها قطع بعد  $r_{1,1}$  وهذا يقترح نموذج

$ARIMA(1,0,0)$  أي أن  $p=1$  و  $d=0$  و  $q=0$

(ج) تقدير المعالم:

```
MTB > ARIMA 1 0 0 'Defects' 'RESI1' 'FITS1';
      SUBC> Constant;
      SUBC> Forecast 5 c3 c4 c5;
      SUBC> GACF;
      SUBC> GPACF;
      SUBC> GHistogram;
      SUBC> GNormalplot;
      SUBC> GFits;
      SUBC> GOrder.
```

## ARIMA Model

ARIMA model for Defects

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters
0	11.2419	0.100 1.700
1	10.0858	0.250 1.393
2	9.5649	0.400 1.086
3	9.5316	0.436 1.006
4	9.5309	0.441 0.995
5	9.5309	0.442 0.993
6	9.5309	0.442 0.993

Relative change in each estimate less than  
0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.4421	0.1365	3.24
Constant	0.99280	0.06999	14.19
Mean		1.7795	0.1254

Number of observations: 45

Residuals: SS = 9.47811 (backforecasts  
excluded)

MS = 0.22042 DF = 43

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

Lag 12 24  
36 48

Chi-Square                      4.9 (DF=11)                      8.9 (DF=23)  
    30.9 (DF=35)                      \* (DF= \*)

Forecasts from period 45

95 Percent Limits

Period	Forecast	Lower	Upper	Actual
46	1.80627	0.88588	2.72665	
47	1.79135	0.78503	2.79767	
48	1.78476	0.76248	2.80703	
49	1.78184	0.75648	2.80721	
50	1.78055	0.75459	2.80652	

من المخرجات السابقة نجد أن النموذج المقترح هو

$$z_t = 0.9928 - 0.4421z_{t-1} + a_t, \quad a_t \sim WN(0, 0.22042)$$

$$\text{or } (z_t - 1.7795) = -0.4421(z_{t-1} - 1.7795) + a_t$$

حيث

$$\hat{\phi}_1 = 0.4421, s.e(\hat{\phi}_1) = 0.1365, \text{ with t-value} = 3.24$$

أي أن معامل الإنحدار الذاتي معنوي

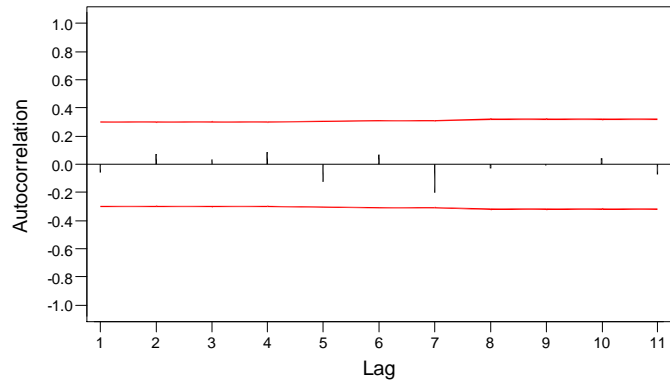
$$\hat{\delta} = 0.9928, s.e(\hat{\delta}) = 0.06999, \text{ with t-value} = 14.19$$

وأيضا المستوى  $\delta$  معنوي

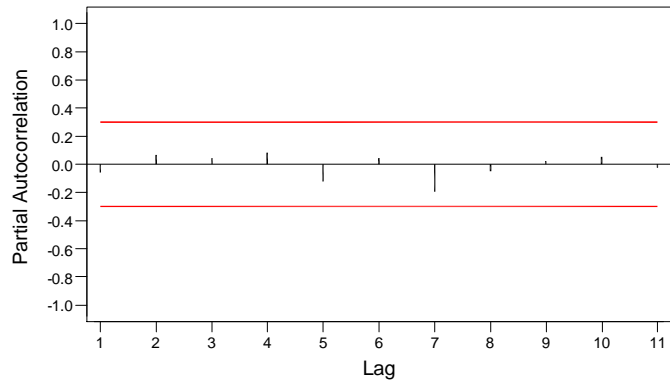
(د) فحص البواقي:

1- عدم الترابط

ACF of Residuals for Defects  
(with 95% confidence limits for the autocorrelations)

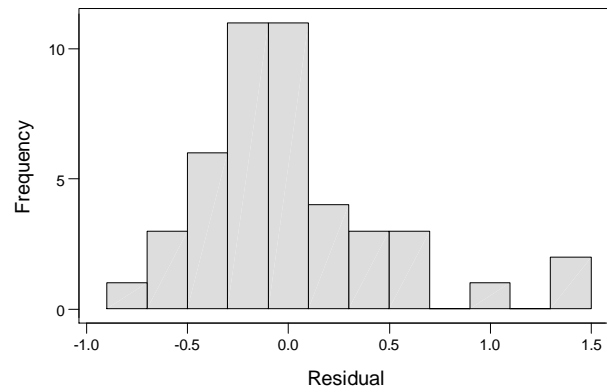


PACF of Residuals for Defects  
(with 95% confidence limits for the partial autocorrelations)



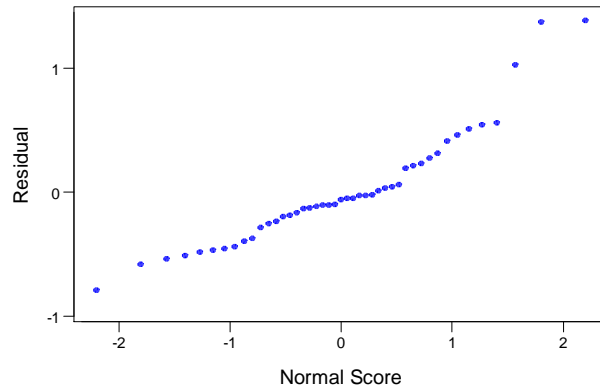
التوزيع الطبيعي:

Histogram of the Residuals  
(response is Defects)

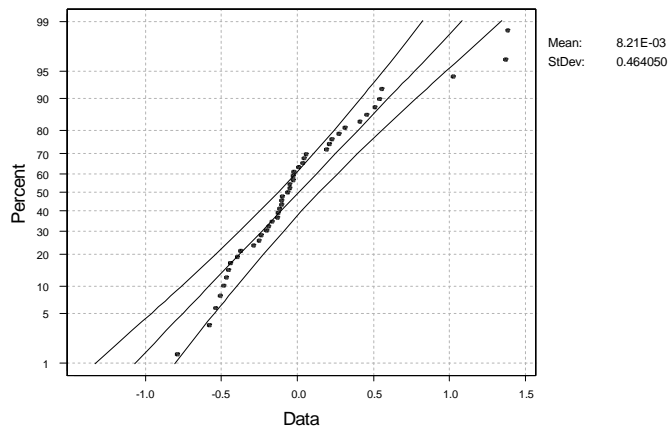




Normal Probability Plot of the Residuals  
(response is Defects)



Normal Probability Plot for RESI1



```
MTB > %Qqplot 'RESI1';
      SUBC> Table;
      SUBC> Conf 95;
      SUBC> Ci.
```

Executing from file: G:\MTBWIN\MACROS\Qqplot.MAC

## Distribution Function Analysis

Normal Dist. Parameter Estimates

Data : RESI1

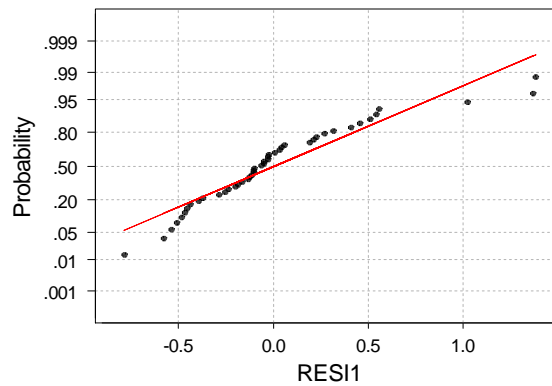
Mean: 8.21E-03  
 StDev: 0.464050

Percentile Estimates

P	Percentile	95% CI	
		Approximate Lower Limit	Approximate Upper Limit
0.01	-1.07134	-1.33235	-0.81033
0.02	-0.94484	-1.18390	-0.70577
0.03	-0.86458	-1.09018	-0.63897
0.04	-0.80420	-1.01996	-0.58844
0.05	-0.75509	-0.96306	-0.54712
0.06	-0.71329	-0.91478	-0.51179
0.07	-0.67663	-0.87260	-0.48067
0.08	-0.64382	-0.83494	-0.45269
0.09	-0.61397	-0.80080	-0.42714
0.10	-0.58650	-0.76947	-0.40353
0.20	-0.38235	-0.54012	-0.22457
0.30	-0.23514	-0.37975	-0.09054
0.40	-0.10936	-0.24710	0.02838
0.50	0.00821	-0.12738	0.14379
0.60	0.12577	-0.01197	0.26351
0.70	0.25155	0.10695	0.39616
0.80	0.39876	0.24098	0.55654
0.90	0.60291	0.41994	0.78588
0.91	0.63038	0.44355	0.81721
0.92	0.66023	0.46911	0.85136
0.93	0.69305	0.49708	0.88901

0.94	0.72970	0.52820	0.93120
0.95	0.77150	0.56353	0.97947
0.96	0.82061	0.60485	1.03638
0.97	0.88099	0.65539	1.10659
0.98	0.96125	0.72219	1.20031
0.99	1.08775	0.82674	1.34876

Normal Probability Plot



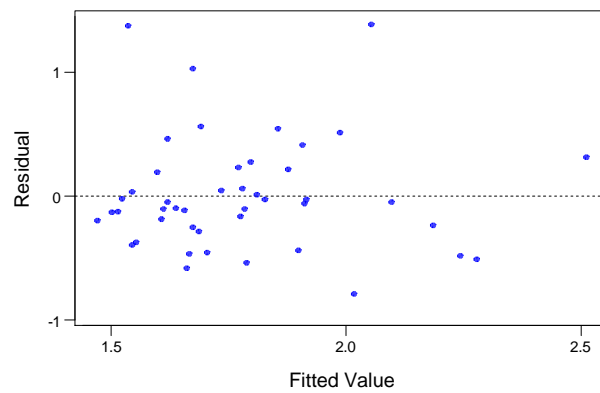
Average: 0.0082067  
StDev: 0.464050  
N: 45

Kolmogorov-Smirnov Normality Test  
D+: 0.166 D-: 0.080 D: 0.166  
Approximate P-Value < 0.01

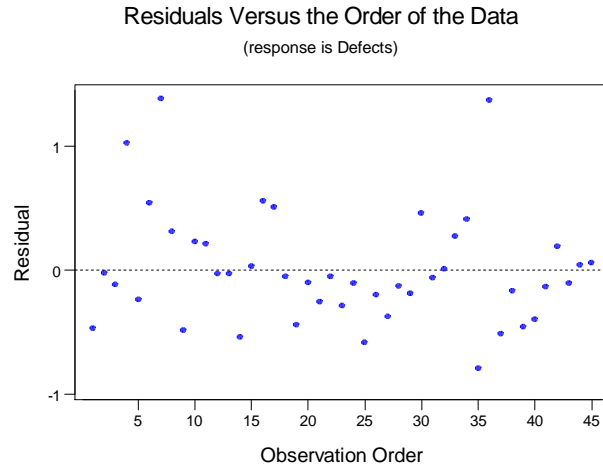
### نقص أنماط البواقي مع القيم المطبقة

Residuals Versus the Fitted Values

(response is Defects)



والبواقي مع ترتيب البيانات



من الفحوصات السابقة نستنتج أن النموذج المقترح مناسب للتطبيق علي البيانات المعطاة

(هـ)

95%      التنبؤات للخمس القيم المستقبلية وفترات تنبؤ 45 Forecasts from period

Period	Forecast	95 Percent Limits	
		Lower	Upper
46	1.80627	0.88588	2.72665
47	1.79135	0.78503	2.79767
48	1.78476	0.76248	2.80703
49	1.78184	0.75648	2.80721
50	1.78055	0.75459	2.80652

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

قسم الإحصاء وبحوث العمليات  
المادة : طرق التنبؤ الاحصائي 221 بحث  
الاختبار الاول للأعمال الفصلية  
الفصل الأول 1420-1421 هـ

الزمن : ساعتين

أجب علي جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول:

ا- ضع النموذج التالي  $z_{n+j} = \beta_0 + \beta_1 j + \varepsilon_{n+j}, j = 0, \pm 1, \dots$  علي الشكل  
وذلك بتحديد كل من  $\beta$  و  $f'(j)$  أوجد  $L$  وبرهن ان  
 $f'(j+1) = Lf'(j)$

ب- بوضع  $y' = (z_1, \dots, z_n)$  و  $X' = [f(-n+1), f(-n+2), \dots, f(1), f(0)]$  برهن ان

$$X'X = \sum_{j=0}^{n-1} f(-j)f'(-j) \text{ وان } X'y = \sum_{j=0}^{n-1} f(-j)z_{n-j} \text{ ومن ثم اوجد مقدر للمعلم } \beta$$

السؤال الثاني:

للمتسلسلة الزمنية التالية:

$t$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
$z_t$	7	8	12	13	17	15	19	22	25	24	26	28

ا- طبق وسط متحرك من الدرجة 3 للمتسلسلة المعطاه ومن ثم اوجد متنبئات لقيم المتسلسلة

$z_{13}, z_{14}$

ب- بأخذ  $\alpha = 0.5$  طبق تمهيد اسي بسيط للمتسلسلة المعطاه ومن ثم اوجد متنبئات لقيم المتسلسلة

$z_{13}, z_{14}$

السؤال الثالث:

للمنموذج التالي  $z_t = \delta + \phi_1 z_{t-1} + a_t$  حيث  $0 < \delta < \infty$  مقدار ثابت و  $|\phi_1| < 1$  و

$$a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

ا- اوجد دالة الترابط الذاتي  $\rho_k, \forall k$  وارسمها لقيم  $k = 0, 1, \dots, 5$

ب- اوجد دالة الترابط الذاتي الجزئي  $\phi_{k,k}, \forall k$  و ارسمها لقيم  $k = 0, 1, \dots, 5$

## بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

جامعة الملك سعود – كلية العلوم  
قسم الإحصاء وبحوث العمليات  
إختبار أعمال فصل أول 1423/1422 هـ  
لمادة 221 بحث (طرق التنبؤ الإحصائي)

الزمن: 2 ساعة

أجب على جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول:

للمنودج

$$z = \beta_0 + \beta_1 t + x_t$$

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

على إفتراض أن المعالم  $\beta_0, \beta_1, \phi_1, \sigma^2$  معلومة.

برهن أن المتنبئ الخطي ذا أدنى متوسط مربع خطأ للخطوة  $\ell$  إلى الأمام يعطى بالعلاقة

$$z_t(\ell) = \beta_0 + \beta_1(t + \ell) + \phi_1^\ell (z_t - \beta_0 - \beta_1 t), \quad \ell \geq 0$$

السؤال الثاني:

إعتقادا على متسلسلة طولها  $n = 200$  مشاهدة طبق نموذج  $AR(2)$  وحصلنا على الترابطات

الذاتية للبوافي التالية  $r_1 = 0.13, r_2 = 0.13, r_3 = 0.12$  إذا كانت  $\hat{\phi}_1 = 1.1, \hat{\phi}_2 = -0.8$

فهل الترابطات الذاتية للبوافي تدعم أن النموذج هو  $AR(2)$  كل على حدة أو مجتمعة؟

السؤال الثالث:

للمتسلسلة المستقرة التالية 6, 5, 4, 6, 4 قدر  $\mu, \gamma_0, \rho_1$

السؤال الرابع:

لمتسلسلة زمنية طولها  $n = 100$  مشاهدة حسبت الكميات التالية

$$r_1 = 0.8, r_2 = 0.5, r_3 = 0.4, \bar{z} = 2, s^2 = 5$$

إذا افترض ان المشاهدات من نموذج  $AR(2)$  على الشكل

$$z = \delta + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

أوجد مقدرات العزوم للمعالم  $\phi_1, \phi_2, \delta, \sigma^2$



## بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

جامعة الملك سعود – كلية العلوم

قسم الإحصاء وبحوث العمليات

الإختبار النهائي للفصل الأول 1422/1423 هـ

لمادة 221 بحث (طرق التنبؤ الإحصائي)

الزمن: 3 ساعات

أجب على جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول:

للمنموذج

$$z = \beta_0 + \beta_1 t + x_t$$

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

على إفتراض أن المعالم  $\beta_0, \beta_1, \phi_1, \sigma^2$  معلومة.

برهن أن المتنبئ الخطي ذا أدنى متوسط مربع خطأ للخطوة  $\ell$  إلى الأمام يعطى بالعلاقة

$$z_t(\ell) = \beta_0 + \beta_1(t + \ell) + \phi_1^\ell (z_t - \beta_0 - \beta_1 t), \quad \ell \geq 0$$

السؤال الثاني:

إعتمادا على متسلسلة طولها  $n = 200$  مشاهدة طبق نموذج  $AR(2)$  وحصلنا على الترابطات

الذاتية للبقاوي التالية  $r_1 = 0.13, r_2 = 0.13, r_3 = 0.12$  إذا كانت  $\hat{\phi}_1 = 1.1, \hat{\phi}_2 = -0.8$

فهل الترابطات الذاتية للبقاوي تدعم أن النموذج هو  $AR(2)$  كل على حدة أو مجتمعة؟

السؤال الثالث:

للمتسلسلة المستقرة التالية  $6, 5, 4, 6, 4$  قدر  $\mu, \gamma_0, \rho_1$

السؤال الرابع:

لمتسلسلة زمنية طولها  $n = 100$  مشاهدة حسبت الكميات التالية

$$r_1 = 0.8, r_2 = 0.5, r_3 = 0.4, \bar{z} = 2, s^2 = 5$$

إذا افترض ان المشاهدات من نموذج  $AR(2)$  على الشكل

$$z = \delta + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

أوجد مقدرات العزوم للمعالم  $\phi_1, \phi_2, \delta, \sigma^2$

#### السؤال الخامس:

وجد أن المبيعات السنوية بملايين الريالات لشركة ما تتبع النموذج

$$z_t = 5 + 1.1z_{t-1} - 0.5z_{t-2} + a_t, a_t \sim WN(0, 2)$$

إذا كانت المبيعات للسنوات 1419 و 1420 و 1421 هـ هي على التوالي 10 و 11 و 9 ملايين

ريال

1- أوجد تنبؤات لمبيعات 1422 و 1423 و 1424 هـ

2- أحسب الأوزان  $\psi_j, j = 1, 2, 3, 4$ .

ج) أحسب فترات تنبؤ 95% للمبيعات للسنوات 1422 و 1423 و 1424 هـ.

## بسم الله الرحمن الرحيم

جامعة الملك سعود – كلية العلوم

قسم الإحصاء وبحوث العمليات

الإختبار النهائي للفصل الأول 1422/1423 هـ

لمادة 221 بحث (طرق التنبؤ الإحصائي)

الزمن: 3 ساعات

أجب على جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول:

للمنودج

$$z_t = \beta_0 + \beta_1 t + x_t$$

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

على إفتراض أن المعالم  $\beta_0, \beta_1, \phi_1, \sigma^2$  معلومة.

برهن أن المتنبئ الخطي ذا أدنى متوسط مربع خطأ للخطوة  $\ell$  إلى الأمام يعطى بالعلاقة

$$z_t(\ell) = \beta_0 + \beta_1(t + \ell) + \phi_1^\ell (z_t - \beta_0 - \beta_1 t), \quad \ell \geq 0$$

السؤال الثاني:

إعتامادا على متسلسلة طولها  $n = 200$  مشاهدة طبق نموذج  $AR(2)$  وحصلنا على الترابطات

الذاتية للبوقي التالية  $r_1 = 0.13, r_2 = 0.13, r_3 = 0.12$  إذا كانت  $\hat{\phi}_1 = 1.1, \hat{\phi}_2 = -0.8$

فهل الترابطات الذاتية للبوقي تدعم أن النموذج هو  $AR(2)$  كل على حدة أو مجتمعة؟

السؤال الثالث:

لمتسلسة زمنية طولها  $n = 100$  مشاهدة حسبت الكميات التالية

$$r_1 = 0.8, r_2 = 0.5, r_3 = 0.4, \bar{x} = 2, s^2 = 5$$

إذا افترض ان المشاهدات من نموذج  $AR(2)$  على الشكل

$$z = \delta + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

أوجد مقدرات العزوم للمعالم  $\phi_1, \phi_2, \delta, \sigma^2$

#### السؤال الرابع:

وجد أن المبيعات السنوية بملايين الريالات لشركة ما تتبع النموذج

$$z_t = 5 + 1.1z_{t-1} - 0.5z_{t-2} + a_t, a_t \sim WN(0, 2)$$

إذا كانت المبيعات للسنوات 1419 و 1420 و 1421 هـ هي على التوالي 10 و 11 و 9 ملايين

ريال

3- أوجد تنبؤات لمبيعات 1422 و 1423 و 1424 هـ

4- أحسب الأوزان  $\psi_j, j = 1, 2, 3, 4$ .

ج) أحسب فترات تنبؤ 95% للمبيعات للسنوات 1422 و 1423 و 1424 هـ.

بسم الله الرحمن الرحيم

إجابات نموذجية للاختبار النهائي للفصل الأول 1423/1422 هـ

لمادة 221 بحث ( طرق التنبؤ الإحصائي )

إجابة للسؤال الأول:

نضع المعادلات المعرفة للنموذج على الشكل

$$z_t = \beta_0 + \beta_1 t + \phi_1 x_{t-1} + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

المتنبئ الخطي ذا أدنى متوسط مربع خطأ للخطوة  $\ell$  إلى الأمام يعطى من العلاقة

$$z_t(\ell) = E(z_{t+\ell} | z_t, z_{t-1}, \dots), \ell \geq 0$$

$$\because x_t = z_t - \beta_0 - \beta_1 t$$

$$\therefore z_t - \beta_0 - \beta_1 t = \phi_1 [z_{t-1} - \beta_0 - \beta_1 (t-1)] + a_t, a_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

$$z_t(\ell) - \beta_0 - \beta_1 (t + \ell) = E[\phi_1 [z_{t+\ell-1} - \beta_0 - \beta_1 (t + \ell - 1)] + a_{t+\ell} | z_t, z_{t-1}, \dots], \ell \geq 0$$

$$= E(\phi_1 [z_{t+\ell-1} - \beta_0 - \beta_1 (t + \ell - 1)] | z_t, z_{t-1}, \dots) + E(a_{t+\ell} | z_t, z_{t-1}, \dots), \ell \geq 0$$

$$\ell = 1 : z_t(1) - \beta_0 - \beta_1 (t + 1) = E(\phi_1 (z_t - \beta_0 - \beta_1 t) | z_t, z_{t-1}, \dots) + 0$$

$$= \phi_1 (z_t - \beta_0 - \beta_1 t)$$

$$\ell = 2 : z_t(2) - \beta_0 - \beta_1 (t + 2) = \phi_1 [z_t(1) - \beta_0 - \beta_1 (t + 1)] = \phi_1^2 (z_t - \beta_0 - \beta_1 t)$$

$$\ell = 3 : z_t(3) - \beta_0 - \beta_1 (t + 3) = \phi_1 [z_t(2) - \beta_0 - \beta_1 (t + 2)] = \phi_1^3 (z_t - \beta_0 - \beta_1 t)$$

$$\ell = 4 : z_t(4) - \beta_0 - \beta_1 (t + 4) = \phi_1 [z_t(3) - \beta_0 - \beta_1 (t + 3)] = \phi_1^4 (z_t - \beta_0 - \beta_1 t)$$

وهكذا بشكل عام

$$z_t(\ell) - \beta_0 - \beta_1 (t + \ell) = \phi_1 [z_t(\ell - 1) - \beta_0 - \beta_1 (t + \ell - 1)] = \phi_1^\ell (z_t - \beta_0 - \beta_1 t)$$

أو بعد ترتيب الحدود

$$z_t(\ell) = \beta_0 + \beta_1 (t + \ell) + \phi_1^\ell (z_t - \beta_0 - \beta_1 t), \ell \geq 0$$

وهو المطلوب.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

جامعة الملك سعود

قسم الإحصاء وبحوث العمليات

مادة 221 بحث (طرق التنبؤ الإحصائي)

الإختبار النهائي للفصل الثاني 1423/1422 هـ

الزمن 3 ساعات

أجب على جميع الأسئلة التالية:

السؤال الأول:

للمنموذج

$$z_t = 200 + 1.2z_{t-1} - 0.7z_{t-2} + a_t + 0.5a_{t-1}, a_t \sim N(0,1)$$

1- أوجد دالة الترابط الذاتي  $\rho_k$  لقيم  $k = 1, 2, \dots, 5$  وارسمها.

2- أوجد دالة الترابط الذاتي الجزئي  $\phi_{kk}$  لقيم  $k = 1, 2, \dots, 5$  وارسمها.

3- أوجد دالة الأوزان  $\psi_j$  لقيم  $j = 1, 2, \dots, 5$  وارسمها.

4- أوجد دالة التنبؤ  $z_n(\ell), \ell \geq 0$ .

السؤال الثاني:

المشاهدات التالية لمتسلسلة زمنية: (اقرأ من اليسار سطرًا بسطرًا)

201	202	203	202	200	198	197	197
				198	200	201	199

196	193	195	197	199	201	201	201
				203	203	200	197
194	195	197	201	204	204	202	200
				201	200	198	198
198	198	196	193	194	199	204	206
				206	203	200	200
202	204	206	205	202	198	199	201
				201	201	204	205
				205	201	198	197

ادخل المشاهدات في برنامج MINITAB وأجب على التالي:

1- تعرف على نموذج مناسب من عائلة ARIMA يطبق على المشاهدات وذلك بإستخدام

معيار المعلومات الذاتي  $AIC$  والذي يعطى بالعلاقة:  $AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$

2- للنموذج المقترح قم بفحص البواقي مجريا عليها جميع الإختبارات المناسبة.

3- من النموذج المقترح ولد تنبؤات للقيم المستقبلية حتى 8 أزمنة تقدم مع فترات تنبؤ 95% .

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

إجابات محتملة للاختبار النهائي للفصل الثاني 1423/1422 هـ

مادة 221 بحث (طرق التنبؤ الإحصائي)

إجابة للسؤال الأول:

نضع النموذج  $z_t = 200 + 1.2z_{t-1} - 0.7z_{t-2} + a_t + 0.5a_{t-1}$ ,  $a_t \sim N(0,1)$  على شكل إنحرافات

$$\text{عن المتوسط } \mu = \frac{\delta}{(1-\phi_1-\phi_2)} = \frac{200}{1+0.7-1.2} = 400$$

$$z_t - 400 = 1.2(z_{t-1} - 400) - 0.7(z_{t-2} - 400) + a_t + 0.5a_{t-1}, a_t \sim N(0,1)$$

1- نوجد  $\rho_k$  كالتالي:

$$E\{(z_t - 400)(z_{t-k} - 400)\} - 1.2E\{(z_{t-1} - 400)(z_{t-k} - 400)\} + 0.7E\{(z_{t-2} - 400)(z_{t-k} - 400)\} = E\{a_t(z_{t-k} - 400)\} + 0.5E\{a_{t-1}(z_{t-k} - 400)\}$$

$$\gamma_k - 1.2\gamma_{k-1} + 0.7\gamma_{k-2} = E\{a_t(z_{t-k} - 400)\} + 0.5E\{a_{t-1}(z_{t-k} - 400)\}$$

$$k=0: \gamma_0 - 1.2\gamma_1 + 0.7\gamma_2 = E\{a_t(z_t - 400)\} + 0.5E\{a_{t-1}(z_t - 400)\} = \sigma^2 + 0.5(0.7\sigma^2) = 1.35\sigma^2$$

$$k=1: \gamma_1 - 1.2\gamma_0 + 0.7\gamma_1 = E\{a_t(z_{t-1} - 400)\} + 0.5E\{a_{t-1}(z_{t-1} - 400)\} = 0.5\sigma^2$$

$$k=2: \gamma_2 - 1.2\gamma_1 + 0.7\gamma_0 = E\{a_t(z_{t-2} - 400)\} + 0.5E\{a_{t-1}(z_{t-2} - 400)\} = 0$$

$$k \geq 2: \gamma_k - 1.2\gamma_{k-1} + 0.7\gamma_{k-2} = 0$$

من العلاقات السابقة نجد ان (بوضع  $\sigma^2 = 1$ )

$$\rho_1 = 0.74436$$

ومن العلاقة الأخيرة وبالقسمة على  $\gamma_0$  نجد

$$\gamma_k = 1.2\gamma_{k-1} - 0.7\gamma_{k-2}, k = 2, 3, \dots$$

$$\rho_k = 1.2\rho_{k-1} - 0.7\rho_{k-2}, k = 2, 3, \dots$$

$$\therefore \rho_2 = 1.2\rho_1 - 0.7\rho_0 = 1.2(0.74436) - 0.7(1) = 0.193232$$



$$\rho_3 = 1.2\rho_2 - 0.7\rho_1 = -0.289173$$

$$\rho_4 = -0.482271$$

$$\rho_5 = -0.376304$$

$$\rho_6 = -0.113975$$

$$\rho_7 = 0.126642$$

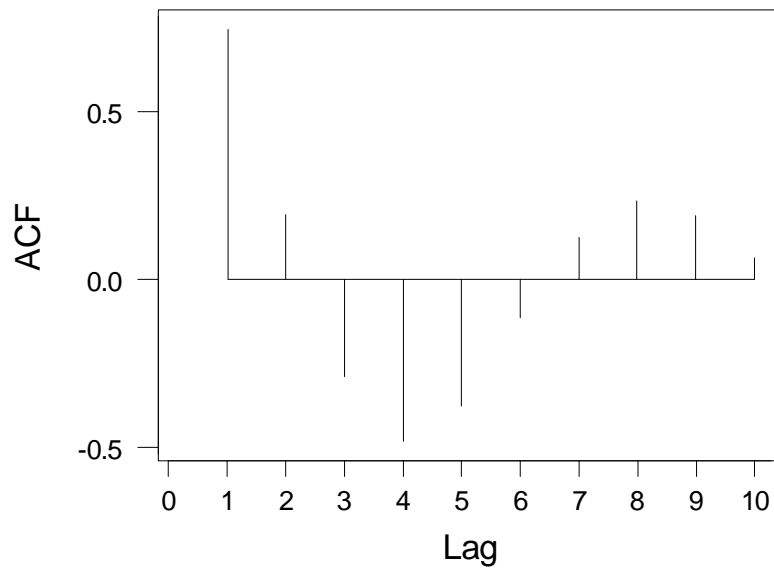
$$\rho_8 = 0.231754$$

$$\rho_9 = 0.189455$$

$$\rho_{10} = 0.651180$$

وترسم كالتالي:

ACF of the Model



2- نوجد  $\phi_{kk}$

$\phi_{00} = 1$ , by definition

$\phi_{11} = \rho_1 = 0.744361$ , by definition

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

$\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-1}$ ,  $j = 1, 2, \dots, k-1$

$$\phi_{22} = \frac{\rho_2 - \phi_{11} \rho_1}{1 - \phi_{11} \rho_1} = \frac{0.193233 - (0.744361)(0.744361)}{1 - (0.744361)(0.744361)} = \frac{-0.3608402}{0.4459268} = -0.8091915$$

$\phi_{33} = 0.343852$

$\phi_{44} = -0.165706$

$\phi_{55} = 0.821095$

$\phi_{66} = -0.409620$

$\phi_{77} = 0.204689$

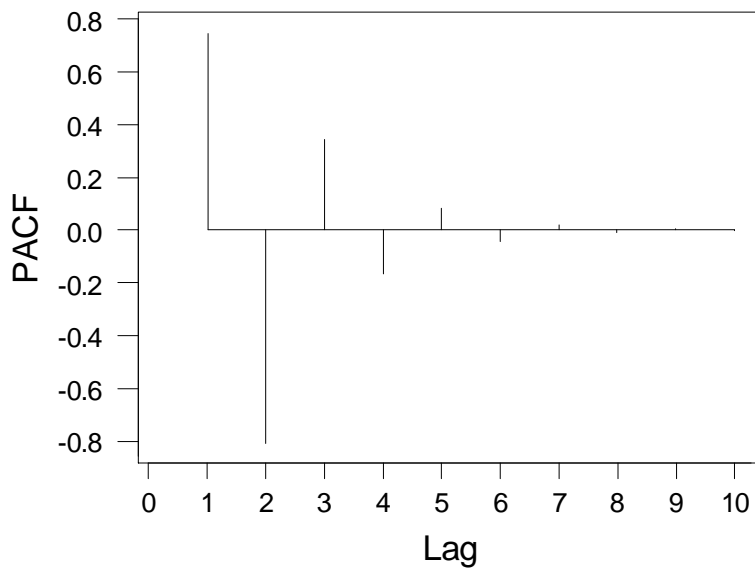
$\phi_{88} = -0.102327$

$\phi_{99} = 0.511617$

$\phi_{10,10} = -0.255822$

ونرسمها كالتالي:

PACF of the Model



3- دالة الأوزان  $\psi_j$

نضع النموذج على الشكل:

$$\begin{aligned}
 z_t &= 200 + 1.2z_{t-1} - 0.7z_{t-2} + a_t + 0.5a_{t-1} \\
 z_t - 1.2z_{t-1} + 0.7z_{t-2} &= 200 + a_t + 0.5a_{t-1} \\
 (1 - 1.2B + 0.7B^2)z_t &= 200 + (1 + 0.5B)a_t \\
 z_t &= \frac{200}{1 - 1.2 + 0.7} + \frac{(1 + 0.5B)}{(1 - 1.2B + 0.7B^2)}a_t \\
 &= 400 + \psi(B)a_t
 \end{aligned}$$

دالة الأوزان هي:

$$\psi(B) = \frac{(1 - 0.5B)}{(1 - 1.2B + 0.7B^2)} = 1 + \psi_1B + \psi_2B^2 + \psi_3B^3 + \dots$$

نوجد الأوزان كالتالي:

$$(1 + \psi_1B + \psi_2B^2 + \psi_3B^3 + \dots)(1 - 1.2B + 0.7B^2) \equiv (1 + 0.5B)$$

$$B: \psi_1 - 1.2 = 0.5 \Rightarrow \psi_1 = 1.7$$

$$B^2: \psi_2 - 1.2\psi_1 + 0.7 = 0 \Rightarrow \psi_2 = 1.2\psi_1 - 0.7 = 1.34$$

$$B^3: \psi_3 - 1.2\psi_2 + 0.7\psi_1 = 0 \Rightarrow \psi_3 = 1.2\psi_2 - 0.7\psi_1 = 0.418$$

⋮

$$B^j: \psi_j = 1.2\psi_{j-1} - 0.7\psi_{j-2}$$

$$\psi_4 = 1.2\psi_3 - 0.7\psi_2 = -0.4364$$

$$\psi_5 = -0.81628$$

$$\psi_6 = -0.674056$$

$$\psi_7 = -0.237471$$

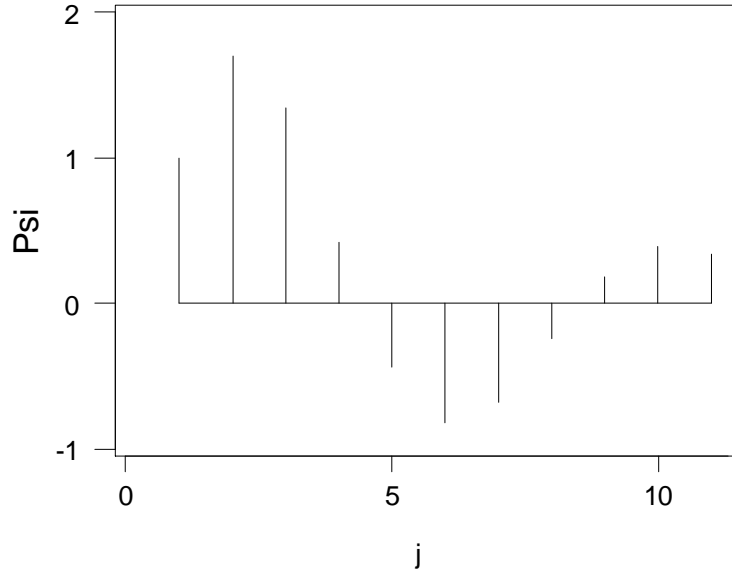
$$\psi_8 = 0.186874$$

$$\psi_9 = 0.390478$$

$$\psi_{10} = 0.337762$$

ولها الشكل التالي:

## Psi Weights of the Model



4- دالة التنبؤ  $z_n(\ell)$ ,  $\ell \geq 0$  تعطى بالعلاقة:

$$z_n(\ell) = E(z_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1$$

مع

$$E(a_{n+j} | z_n, z_{n-1}, \dots) = \begin{cases} a_{n+j}, & j \leq 0 \\ 0, & j > 0 \end{cases}$$

$$E(z_{n+j} | z_n, z_{n-1}, \dots) = \begin{cases} z_{n+j}, & j \leq 0 \\ z_n(j), & j > 0 \end{cases}$$

إذا:

$$\begin{aligned} z_n(\ell) &= E(z_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1 \\ &= E(200 + 1.2z_{n+\ell-1} - 0.7z_{n+\ell-2} + a_{n+\ell} + 0.5a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1 \\ &= 200 + 1.2E(z_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots) - 0.7E(z_{n+\ell-2} | z_n, z_{n-1}, \dots) \\ &\quad + E(a_{n+\ell} | z_n, z_{n-1}, \dots) + 0.5E(a_{n+\ell-1} | z_n, z_{n-1}, \dots), \quad \ell \geq 1 \end{aligned}$$

$$\ell = 1: z_n(1) = 200 + 1.2z_n - 0.7z_{n-1} + 0.5a_n$$

$$\ell = 2: z_n(2) = 200 + 1.2z_n(1) - 0.7z_n$$

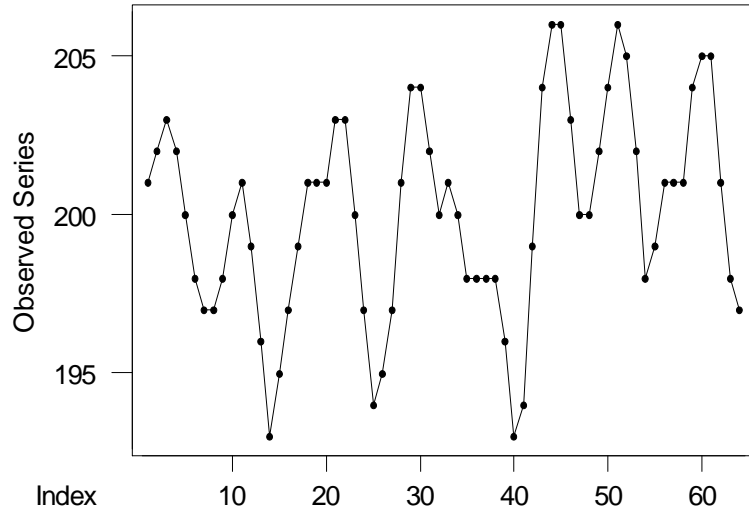
$$\ell \geq 3: z_n(\ell) = 200 + 1.2z_n(\ell-1) - 0.7z_n(\ell-2)$$

وبشكل دالة:

$$z_n(\ell) = \begin{cases} 200 + 1.2z_n - 0.7z_{n-1} + 0.5a_n, & \ell = 1 \\ 200 + 1.2z_n(1) - 0.7z_n, & \ell = 2 \\ 200 + 1.2z_n(\ell-1) - 0.7z_n(\ell-2), & \ell \geq 3 \end{cases}$$

إجابة للسؤال الثاني:

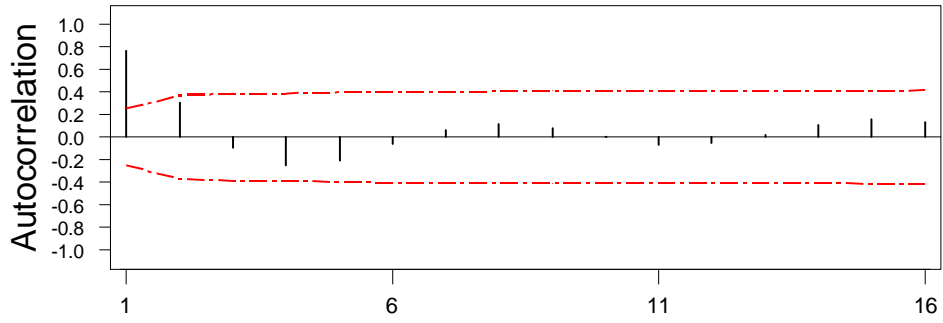
نرسم المتسلسلة



يبدو انها مستقرة في التوقع والتباين

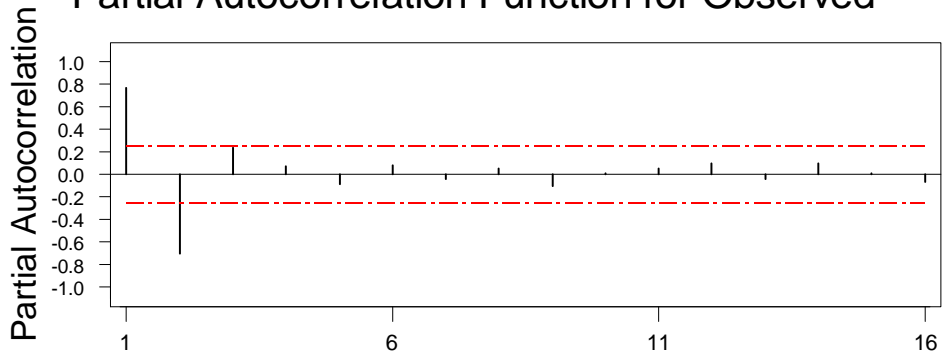
نرسم كلا من دالتي الترابط الذاتي والترابط الذاتي الجزئي

## Autocorrelation Function for Observed



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.77	6.18	39.96	8	0.11	0.55	56.38	15	0.16	0.75	60.52
2	0.31	1.67	46.47	9	0.08	0.38	56.84	16	0.13	0.63	62.00
3	-0.09	-0.48	47.06	10	-0.00	-0.01	56.84				
4	-0.26	-1.33	51.72	11	-0.07	-0.33	57.21				
5	-0.21	-1.06	54.89	12	-0.06	-0.27	57.47				
6	-0.06	-0.32	55.19	13	0.02	0.08	57.49				
7	0.06	0.29	55.45	14	0.11	0.52	58.44				

## Partial Autocorrelation Function for Observed



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.77	6.18	8	0.05	0.44	15	0.01	0.04
2	-0.71	-5.68	9	-0.11	-0.87	16	-0.07	-0.56
3	0.24	1.91	10	0.01	0.06			
4	0.07	0.56	11	0.05	0.42			
5	-0.08	-0.67	12	0.10	0.77			
6	0.08	0.62	13	-0.04	-0.35			
7	-0.04	-0.34	14	0.09	0.74			

كلا من الدالتين تبين ان المتسلسلة مستقرة وهي على الشكل  $ARMA(p,q)$  نطبق مجموعة من النماذج لقيم

ونأخذ اقل قيمة للمعيار  $AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$  كالتالي:  $p = 0,1,2$   $q = 0,1,2$

ARMA(1,0) 1-

Type		Coef	StDev	T
AR	1	0.7841	0.0803	9.77
Constant		43.1776	0.2587	166.90
	Mean		199.954	1.198

Number of observations: 64

Residuals: SS = 264.844 (backforecasts excluded)  
 MS = 4.272 DF = 62

$$= 64 \ln(4.272) + 2(3) = 64(1.452) + 6 = 98.928 \quad AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

ARMA(2,0) 2-

Type		Coef	StDev	T
AR	1	1.3568	0.0870	15.60
AR	2	-0.7422	0.0872	-8.51
Constant		77.0740	0.1768	435.96
	Mean		200.013	0.459

Number of observations: 64

Residuals: SS = 121.868 (backforecasts excluded)  
 MS = 1.998 DF = 61

$$= 64 \ln(1.998) + 2(4) = 64(0.692) + 8 = 52.288 \quad AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

ARMA(0,1) 3-

Type		Coef	StDev	T
MA	1	-0.8772	0.0775	-11.32
Constant		200.032	0.464	430.96
	Mean		200.032	0.464

Number of observations: 64

Residuals: SS = 252.640 (backforecasts excluded)

MS = 4.075 DF = 62

$$= 64 \ln(4.075) + 2(3) = 64(1.40487) + 6 = 95.912 \text{ AIC}(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

ARMA(0,2)4-

Type		Coef	StDev	T
MA	1	-1.3321	0.1042	-12.78
MA	2	-0.6491	0.1032	-6.29
Constant		200.038	0.580	344.69
	Mean		200.038	0.580

Number of observations: 64

Residuals: SS = 149.291 (backforecasts excluded)

MS = 2.447 DF = 61

$$= 64 \ln(2.447) + 2(4) = 64(0.89486) + 8 = 65.271 \text{ AIC}(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

ARMA(1,1)5-

Type		Coef	StDev	T
AR	1	0.6823	0.1023	6.67
MA	1	-0.6832	0.1054	-6.48
Constant		63.5287	0.3342	190.09
	Mean		199.954	1.052

Number of observations: 64

Residuals: SS = 153.610 (backforecasts excluded)

MS = 2.518 DF = 61

$$= 64 \ln(2.518) + 2(4) = 64(0.92346) + 8 = 67.101 \text{ AIC}(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

ARMA(2,1)6-

Model cannot be estimated with these data



ARMA(1,2)7-

Type		Coef	StDev	T
AR	1	0.5112	0.1492	3.43
MA	1	-1.0134	0.1518	-6.68
MA	2	-0.4821	0.1482	-3.25
Constant		97.7668	0.4536	215.55
		Mean	200.014	0.928

Number of observations: 64

Residuals: SS = 126.688 (backforecasts excluded)

MS = 2.111 DF = 60

$$= 64 \ln(2.111) + 2(5) = 64(0.74716) + 10 = AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

57.818

ARMA(2,2)8-

Type		Coef	StDev	T
AR	1	1.1047	0.2011	5.49
AR	2	-0.5789	0.1608	-3.60
MA	1	-0.4394	0.2275	-1.93
MA	2	-0.1918	0.1973	-0.97
Constant		94.8688	0.2824	335.90
		Mean	200.041	0.596

Number of observations: 64

Residuals: SS = 113.051 (backforecasts excluded)

MS = 1.916 DF = 59

$$= 64 \ln(1.916) + 2(6) = 64(0.65) + 12 = 53.6 AIC(m) = n \ln \sigma_a^2 + 2m$$

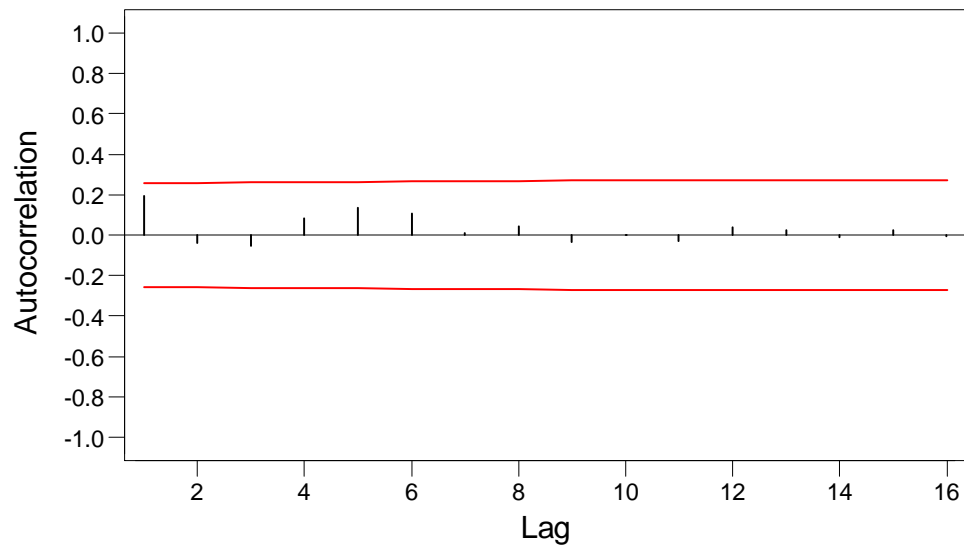
ونلخصها في الجدول التالي:

ARMA(p,q)	AIC(m)	min AIC(m)
-----------	--------	------------

$ARMA(0,0)$	NA	
$ARMA(1,0)$	98.928	
$ARMA(2,0)$	52.288	*
$ARMA(0,1)$	95.912	
$ARMA(0,2)$	65.271	
$ARMA(1,1)$	67.101	
$ARMA(2,1)$	NA	
$ARMA(1,2)$	57.818	
$ARMA(2,2)$	53.6	

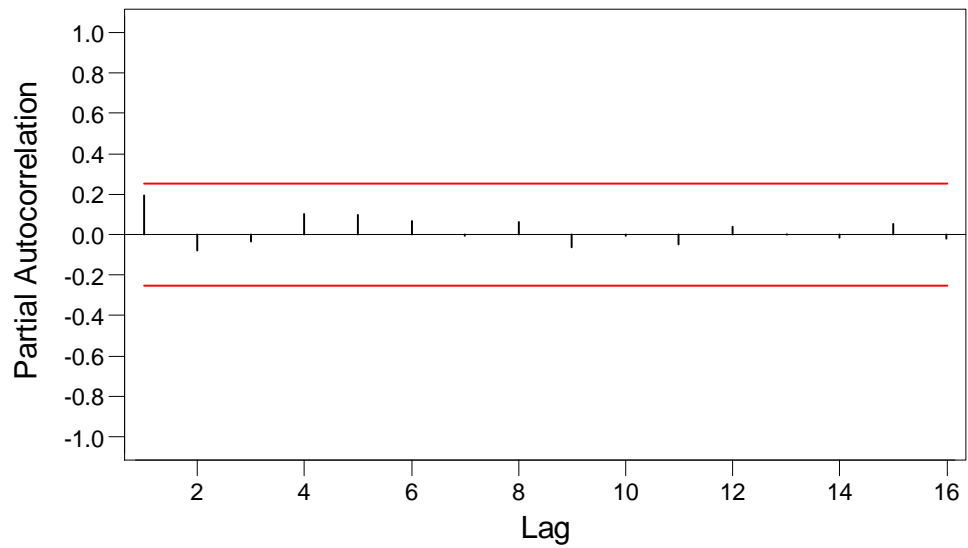
نلاحظ ان أقل قيمة لمعيار المعلومات الذاتي  $AIC$  للنموذج  $ARMA(2,0)$   
 2- فحص وإختبار البواقي:

ACF of Residuals for Observed  
 (with 95% confidence limits for the autocorrelations)



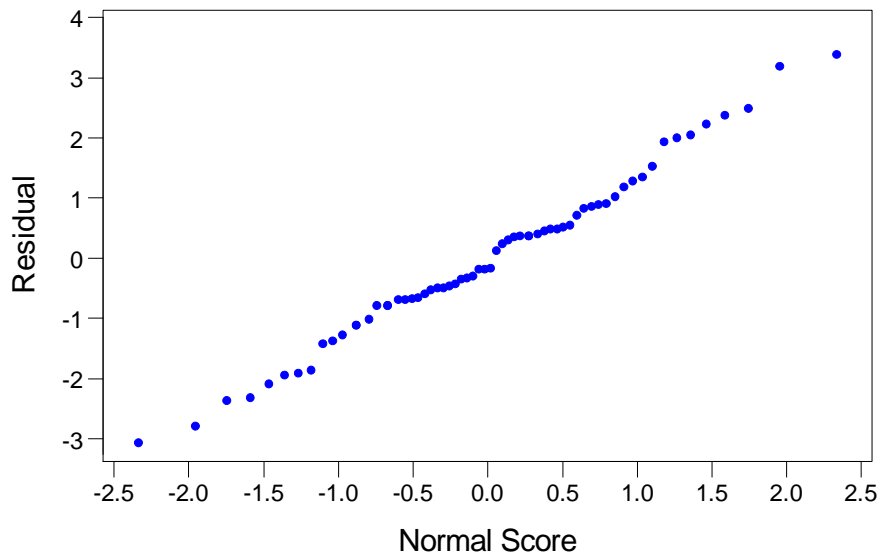
### PACF of Residuals for Observed

(with 95% confidence limits for the partial autocorrelations)

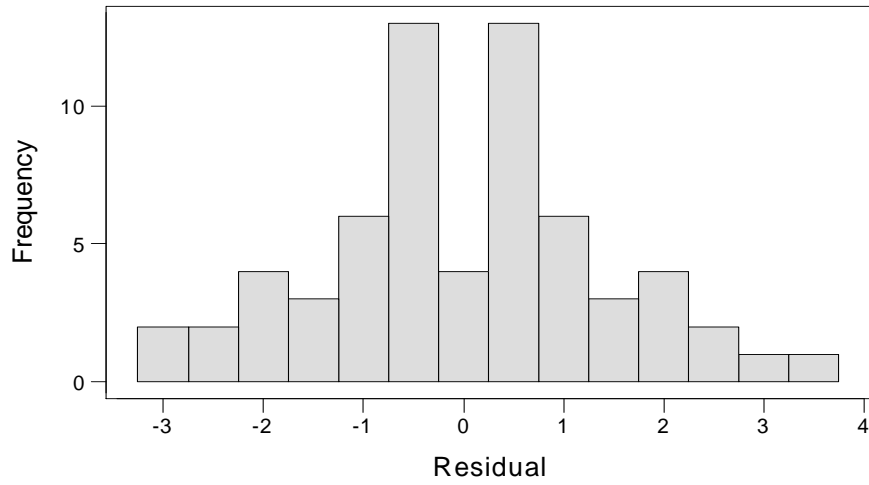


### Normal Probability Plot of the Residuals

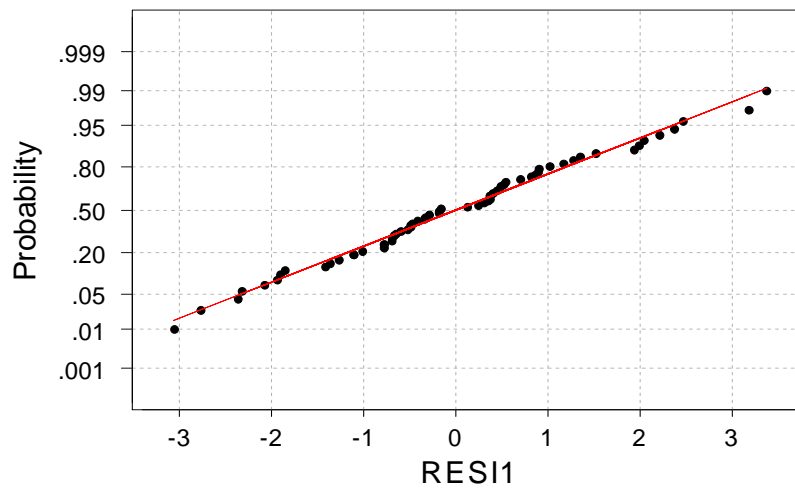
(response is Observed)



Histogram of the Residuals  
(response is Observed)



Normal Probability Plot



Average: 0.0042206  
StDev: 1.39083  
N: 64

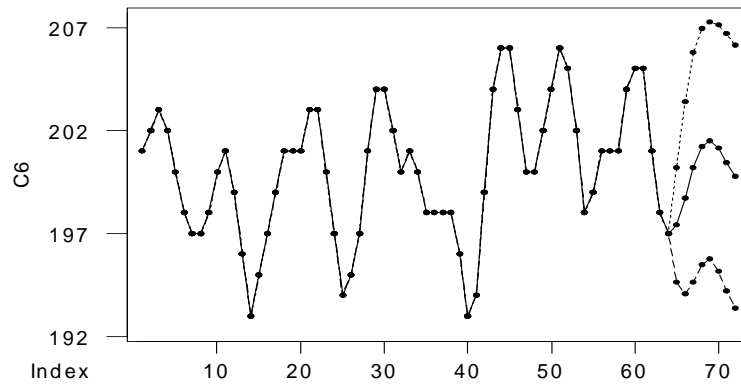
Kolmogorov-Smirnov Normality Test  
D+: 0.067 D-: 0.068 D: 0.068  
Approximate P-Value > 0.15

نلاحظ أن البواقي تجتاز كل الإختبارات وهذا يعني ان النموذج المقترح مناسب.

3- تنبؤات للقيم المستقبلية حتى 8 أزمنة تقدم مع فترات تنبؤ 95%

Forecasts from period 64  
95 Percent Limits

Period	Forecast	Lower	Upper	Actual
65	197.419	194.648	200.190	200.190
66	198.729	194.059	203.400	203.400
67	200.196	194.621	205.772	205.772
68	201.215	195.480	206.949	206.949
69	201.507	195.756	207.258	207.258
70	201.148	195.181	207.116	207.116
71	200.445	194.202	206.687	206.687
72	199.756	193.378	206.134	206.134



## المراجع:

- 1- Abraham, B. and Ledoter, J. (1983). *Statistical Methods for Forecasting*, John Wiley, New York.
- 2- Anderson, T. W. (1971). *The Statistical Analysis of Time Series*, John Wiley, New York.
- 3- Box, G. E. P. and Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis Forecasting and Control*, 2<sup>nd</sup> ed., Holden-Day, San Francisco.
- 4- Montgomery, D. C., Johnson, L. A. and Gardiner, J. S. (1990). *Forecasting and Time Series Analysis*, 2<sup>nd</sup> ed., McGraw-Hill International Edition.
- 5- Makridakis, S., Wheelwright, S. C. and McGee, V. E. (1983). *Forecasting Methods and Applications*, 2<sup>nd</sup> ed., John Wiley, New York.
- 6- Wei, W. W. S. (1990). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, Addison Wesley.
- 7- *Minitab Reference Manual*, Release 11 for Windows. (1998).

للأسف الشديد لا توجد حسب علمي مراجع عربية تغطي كل أو جزء من محتوى المادة المغطاة في هذا الكتاب وأرجوا من أي طالب أو باحث أو مدرس يعلم بمثل هذا المرجع او الكتاب أن يرسل لي ملاحظة على البريد الإلكتروني:

[abarry@ksu.edu.sa](mailto:abarry@ksu.edu.sa) أو [abarry@abarry.ws](mailto:abarry@abarry.ws)