نماذج بوكس وجينكينز
بالتطبيق على برنامج SPSS

إعداد

الشيماء إبراهيم الوصيفي
مدرس مساعد بقسم الإحصاء التطبيقي
كلية التجارة – جامعة دمياط

هذا العمل صدقة جارية للدكتورة فوزية بلال – زهرة كلية التجارة جامعة دمياط – وأخيها الأستاذ هشام بلال، نسألكم الدعاء لهما بالرحمه والمغفرة، ونحسبهم عند الله شهداء

١. مقدمة

يعتبر أسلوب تحليل السلاسل الزمنية من الأساليب الإحصائية الهامة في التنبؤ، وقد تم استخدام هذا الأسلوب على نطاق واسع في الكثير من التطبيقات الإحصائية والاقتصادية، حيث يتم التنبؤ بالتغيرات المستقبلية للمتغير بالاعتماد فقط على سلوك هذا المتغير في الماضي . أو بعبارة أخرى فإن نموذج السلاسل الزمنية يأخذ في الاعتبار أنماط التغيرات في الماضي لمتغير معين ويَستخدم هذه المعلومات للتنبؤ بالتغيرات المستقبلية لذلك المتغير مما يجعل نموذج السلاسل الزمنية طريقة متطورة ووسيلة فعالة في التنبؤ.

ويعد اسلوب بوكس وجينكنز من أهم الاساليب المستخدمة للتنبؤ في السلاسل الزمنية ، وهو يختلف عن العديد من اساليب التنبؤ الاخرى . فهذا الاسلوب لا يفترض وجود أي نمط معين للبيانات التاريخية للسلسلة التي تتنبأ لها حيث أن اختيار النموذج المناسب يتم بمقارنة توزيعات معاملات الارتباط الذاتي للسلسلة الزمنية بالتوزيعات النظرية للنماذج المختلفة ، ويكون النموذج الذي تم اختياره جيدا اذا كانت الفروق (البواقي Residuals) بين القيم المقدره والبيانات التاريخية صغيرة ، تتوزع طبيعيا ، ومستقلة عن بعضها .

ويتم بناء نموذج للتنبؤ باستخدام أسلوب بوكس وجينكنز على أربع مراحل هي :

١- التعرف على النموذج Model Identification

يتم اختيار نموذج رياضي معين اعتمادا على بعض المقاييس الإحصائية التي تميز نموذج عن آخر وعلى الخبرة المستمدة من الدراسات والأبحاث .

٢- تقدير النموذج Model Estimation

بعد ترشيح نموذج مناسب أو أكثر لوصف السلسلة الزمنية المشاهدة نقوم بتقدير معالم هذا النموذج من البيانات المشاهدة باستخدام طرق التقدير الإحصائي الخاصة بالسلاسل الزمنية .

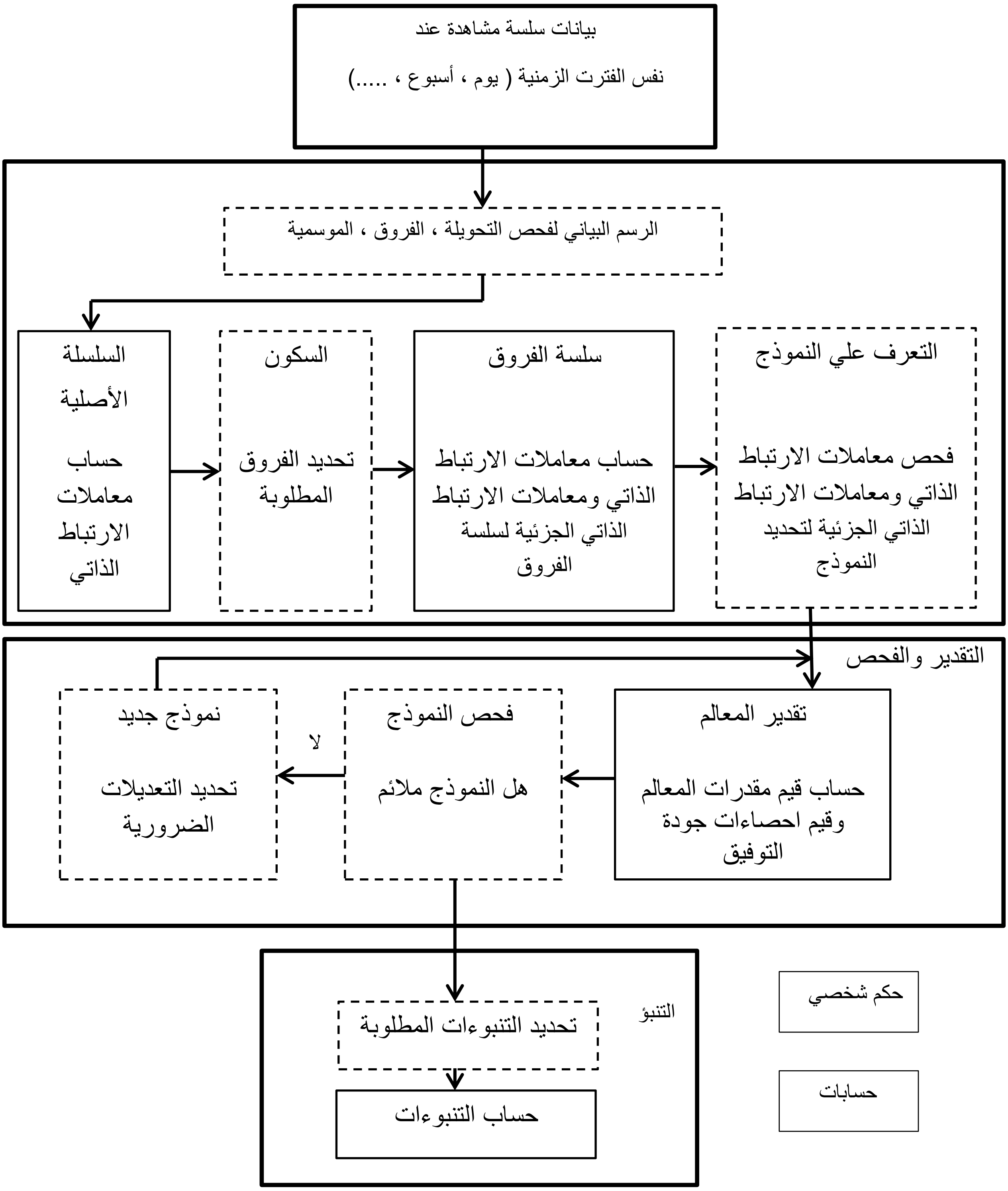
٣- تشخيص واختبار النموذج Model Diagnostic

يتم إجراء اختبارات تفحصيه على البواقي لمعرفة مدى تطابق المشاهدات مع القيم المحسوبة من النموذج المرشح ومدى صحة فرضيات النموذج. وفي حالة اجتياز النموذج المرشح لهذه الاختبارات نقوم باعتماده على أنه النموذج النهائي والذي يستخدم لتوليد التنبؤات المستقبلية، أما في حالة عدم الاجتياز فأننا نعود للخطوة الاولى لتعيين نموذج جديد.

٤- التنبؤ Forecasting

يستخدم النموذج النهائي لتوليد التنبؤات المستقبلية ومن ثم حساب أخطاء التنبؤ كلما استجدت قيم جديدة مشاهدة من السلسلة الزمنية ومراقبة تلك الأخطاء.

والشكل (١) يوضح المراحل التي يتم على أساسها بناء نموذج السلاسل الزمنية وفقاً لأسلوب بوكس وجينكنز (فاندل،١٩٩٢).



شكل (١)

خريطة مسار أسلوب بوكس وجينكنز (فاندل، ١٩٩٢)

٢. مميزات أسلوب بوكس وجينكنز (شعراوي،٢٠٠٤):

١- أنه نظام نمذجة وتنبؤ منظم وشامل وموثوق به، ويعني هذا أنه يقدم حلولا شاملة لجميع مراحل تحليل السلاسل الزمنية بدءاً من اختيار النموذج المبدئي الملائم ومروراً بتقدير معالم هذا النموذج وتشخيصه وانتهاءً بالتنبؤ بالمشاهدات المستقبلية.

٢- أنه لا يفترض الاستقلال بين مشاهدات السلسلة بل يستغل أنماط الارتباط الكامنة في البيانات من خلال نماذج ARMA التي تتميز بقوتها وقدرتها على عكس أنماط الكثير من السلاسل الزمنية التي نصادفها في التطبيقات العملية، ويؤدي ذلك في النهاية إلى تنبوءات موثوق بها ومتسقة إحصائيا.

٣- أنه يعطي تنبوءات أدق من تلك التي نحصل عليها باستخدام أي أسلوب آخر خاصة إذا توافرت البيانات الكافية لتغطيتها.

٤- أنها تعطي فترات ثقة ملائمة للمشاهدات المستقبلية للبيانات الموسمية وغير الموسمية بينما تفشل طرق أخرى في ذلك.

٣. نماذج ARIMA

٣-١ نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية

Autoregressive Integrated Moving Average Models

في الواقع العملي نجد أن أغلب السلاسل الزمنية التي نتعامل معها غير ساكنة فخصائص العملية العشوائية هنا تتغير مع الزمن.

ولتحويل السلسلة غير الساكنة إلى سلسلة ساكنة فإنه يتم أخذ فروق السلسلة بشكل متتالي لتسكين السلسلة. وبفرض أن d هو الحد الأدنى للفروق التي يجب أن تؤخذ لتسكين السلسة، ويطلق على تلك النماذج "نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ARIMA(p, d, q) " وتُكتب على الصورة :

$$\mathrm{w_t} = \phi_1 \mathrm{w_{t-1}} + \cdots + \phi_p \mathrm{w_{t-p}} + \delta + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \cdots - \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

حيث

$$w_t = \Delta^d y_t \qquad (2)$$

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} \quad , \ \Delta^2 y_t = \Delta y_t - \Delta y_{t-1} \quad , \ \ldots .$$

Δ^d مشغل الفروق المتتالية .

ويمكن اختصار صيغة معادلة النموذج باستخدام مشغل الإزاحة للخلف (B) Backward Shift Operator وذلك كما يلي:

$$\phi(B)\Delta^d y_t = \delta + \theta(B)\varepsilon_t \qquad (3)$$

حيث

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q$$

من الممكن أن تكون السلسلة الساكنة w_t غير مختلطة حيث يمكن أن تكون انحدار ذاتي بحت أو متوسطات متحركة بحتة فإذا كانت w_t هي AR(p) فإن y_t هي عملية انحدار ذاتي تكاملية من الدرجة (p, d) ويشار إليها بـ ARI(p, d, 0).

وإذا كانت w_t هي MA(q) فان y_t هي عملية متوسطات متحركة تكاملية من الدرجة (d, q) ويشار إليها بـ IMA(0, d, q) .

بعد تسكين السلسلة بأخذ الفروق d يتم تحديد درجة نموذج ARIMA فبناءاً على عدد معاملات الارتباط الذاتي التي تختلف معنويا عن الصفر يتم تحديد قيمة q وبناءاً على عدد معاملات الارتباط الذاتي الجزئي التي تختلف معنويا عن الصفر يتم تحديد قيمة p.

٢-٣ نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية الموسمية
Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

غالبا ما نشاهد نمطا موسميا عند دراسة السلاسل الزمنية الربع سنوية او الشهرية حيث نلاحظ تكرار حدوث قمة او قاع عند نفس الشهر او ربع السنة تقريبا في الاعوام التالية وبالتالي فإن الموسمية تعرف على أنها سلوك يكرر نفسه كل فترة زمنية محددة

ويظهر هذا السلوك في معامل الارتباط الذاتي في تلك الفترات حيث يأخذ في تلك الفترات قيما موجبة كبيره مشيرا الى وجود موسمية ، ومما ينبغي ملاحظته انه اذا كان السلوك الموسمي هو فقط السلوك الوحيد الذي يمكن ان تحتوي عليه السلسلة فإنه يكون من السهل عندئذ التعرف على الموسمية بالنظر الى معاملات الارتباط الذاتي للفترات الزمنية المختلفة، اما اذا تضمنت السلسلة كلا من الموسمية والاتجاه العام فإنه لا يكون من السهل تحديد الموسمية في هذه الحالة حيث انه كلما كان الاتجاه العام قويا قل وضوح الموسمية في البيانات حيث تكون معاملات الارتباط الذاتي الموجبة الكبيرة نسبيا ناتجة عن وجود عدم ثبات في البيانات Nonstotionarity ولذلك يجب تحويل البيانات الى سلسلة ساكنة قبل تحديد الموسمية .

ويمكن التعبير عن تلك النماذج كما يلي

$$\mathrm{SARIMA}(p,d,q)\times(P,D,Q)_s \qquad (4)$$

والصيغة العامة للنموذج تأخذ الشكل التالي

$$\phi(B)\Phi(B^s)\tilde{y}_t = \Theta(B)\Theta(B^s)\varepsilon_t \qquad (5)$$

حيث

S : فترة الموسم

ε_t : عملية متغيرات عشوائية بحته والتي تتكون من سلسلة من المتغيرات العشوائية غير المرتبطة ببعضها بمتوسط صفر $[E(\varepsilon_t)=0]$ وتباين ثابت $[var(\varepsilon_t)=6^2]$

$$\phi(B) = 1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\cdots-\phi_p B^p \;,\;\; \Phi(B^s) = 1-\Phi_1 B-\Phi_2 B^{2s}-\cdots-\Phi_p B^{ps}$$

$$\Theta(B) = 1-\Theta_1 B-\Theta_2 B^2 \ldots -\Theta_q B^q \;,\;\; \Theta(B^s) = 1-\Theta_1 B-\Theta_1 B^{2s} \ldots -\Theta_q B^{qs}$$

$$\tilde{y}_t = \nabla_S^D \nabla^d y_t$$

٤.توصيف نموذج ARIMA باستخدام برنامج SPSS 22

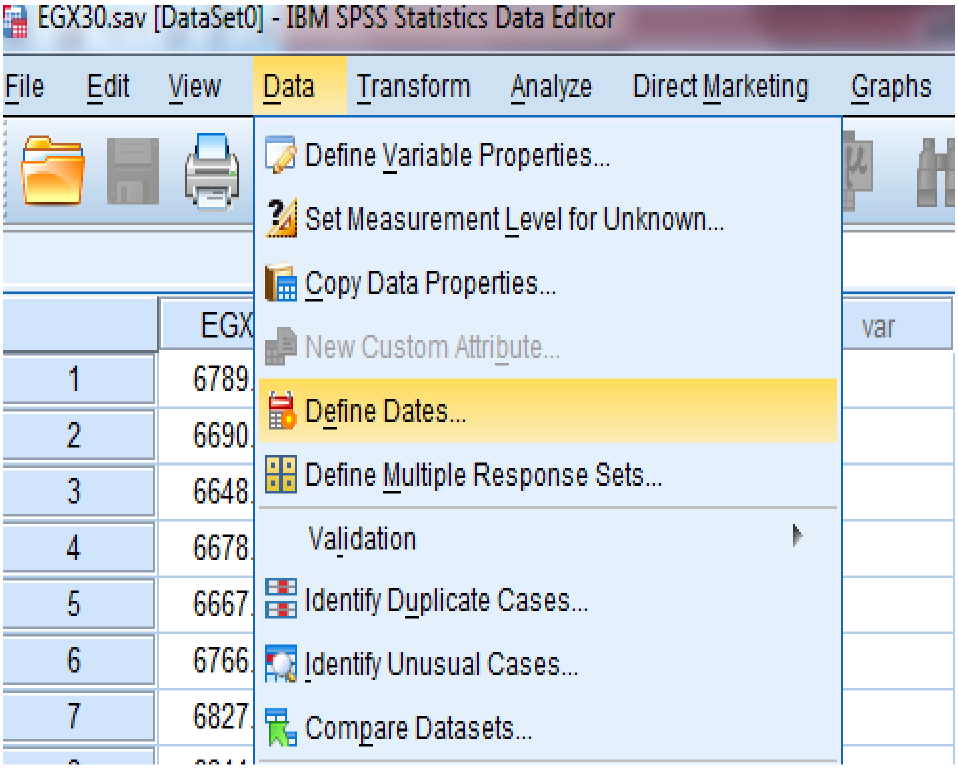
سيتم التطبيق على سلسلة زمنية لمؤشر البورصة المصرية EGX30 في الفترة من ٢٠٠٩/١٠/١ وحتى ٢٠١٠/١٠/٣١.

المرحلة الأولى: التعرف على النموذج

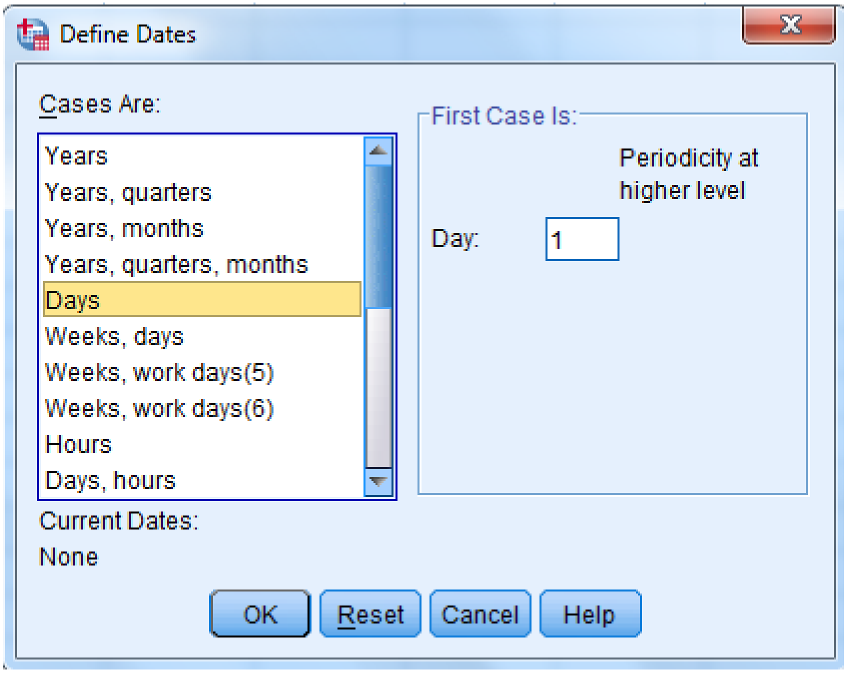
تهدف هذه المرحلة إلى التعرف على نموذج أو أكثر من نماذج ARIMA لمؤشر البورصة المصرية EGX30، وتتمثل أولى خطوات تلك المرحلة في تحديد مدى سكون السلسلة من عدمه. ولمعرفة ذلك يتم فحص التوقيع البياني لسلسلة مؤشر البورصة EGX30 شكل (٢) من حيث ثبات التباين و الوسط الحسابي، ويمكن تطبيق ذلك باستخدام برنامج SPSS كما يلي:

أولا: تعريف البيانات

من قائمة Data نختر Define dates

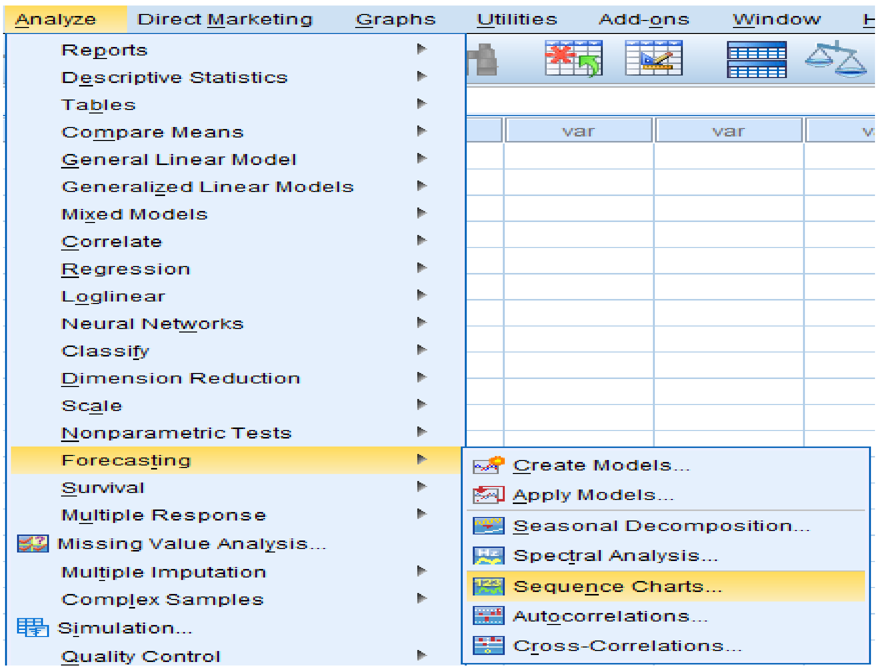


نختر نظام البيانات وهنا البيانات يوميه فننقر على Days ثم Ok

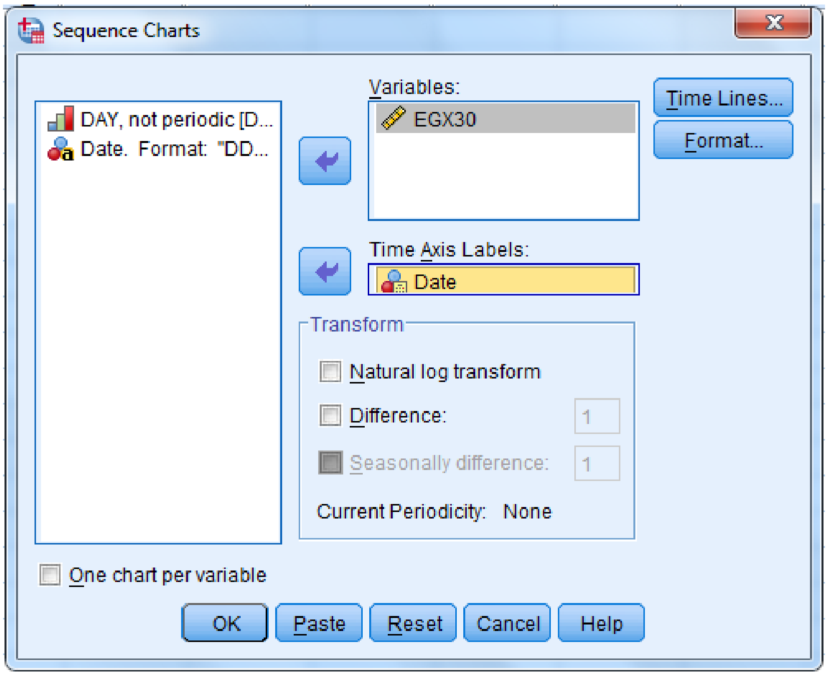


ثانيا : التوقيع البياني للسلسلة الزمنية

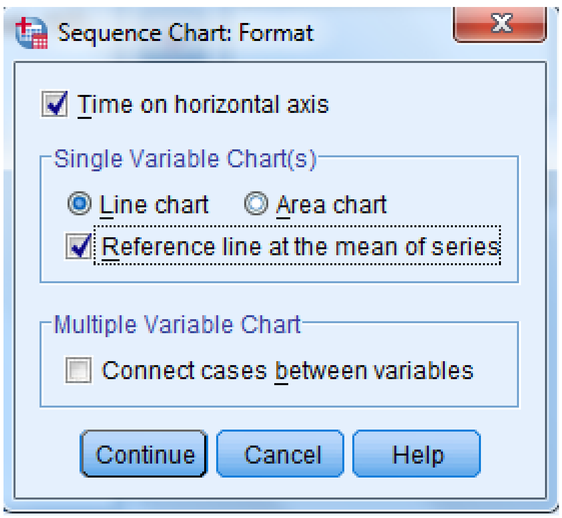
من قائمة Analyze نختر Forecasting ومنها Sequence Chart.



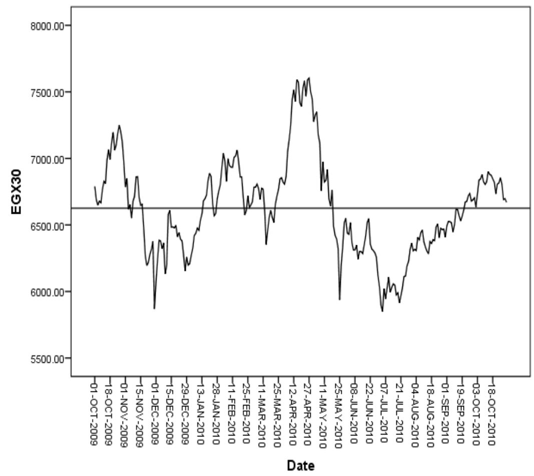
يتم ادخال المتغير محل الدراسة EGX30 في خانة Variables، وإدخال التاريخ في خانة Time Axis Labels



بعد ذلك نضغط على Format ومنها ننقر على Reference line at the mean of series.



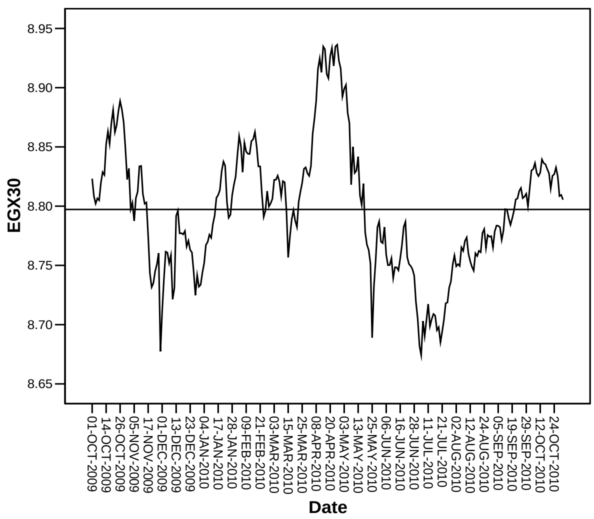
ثم نضغط Continue ثم Ok ليظهر الرسم البياني الخاص ببيانات السلسلة كما يلي:



شكل (٢)

التوقيع البياني لسلسلة البيانات

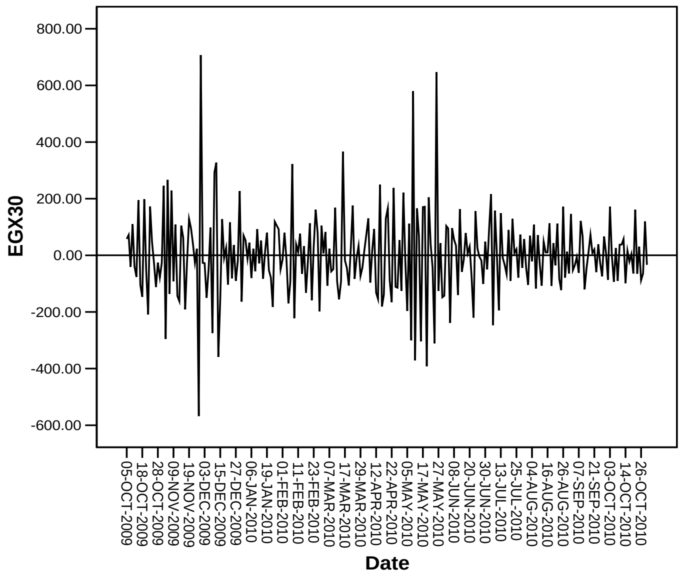
ويوضح شكل رقم (٢) وجود اتجاه عام نحو الانخفاض لذا سيتم أخذ الفروق الأولى لتثبيت الوسط الحسابي، وكذلك عدم ثبات التباين؛ مما يلزم أخذ تحويلة مناسبة، ويعرض شكل (٣) التحويلة اللوغاريتمية لسلسة البيانات، ويوضح أن التحويلة اللوغاريتمية أحدثت تغيراً طفيفاً في السلسلة وبالتالي لا داعي لأخذ التحويلة اللوغاريتمية لتثبيت التباين، أو يتم أخذ تحويلة أخرى.



شكل (٣)

التحويلة اللوغاريتمية لسلسلة البيانات

مع الفروق الاولى فقط سيكون الاتجاه العام مازال موجود، لذا سيتم أخذ الفروق مرة ثانية، ومن الشكل (٤) يلاحظ انه تم تثبيت الوسط الحسابي.



شكل (٤)

الفروق من الدرجة الثانية للسلسلة الزمنية

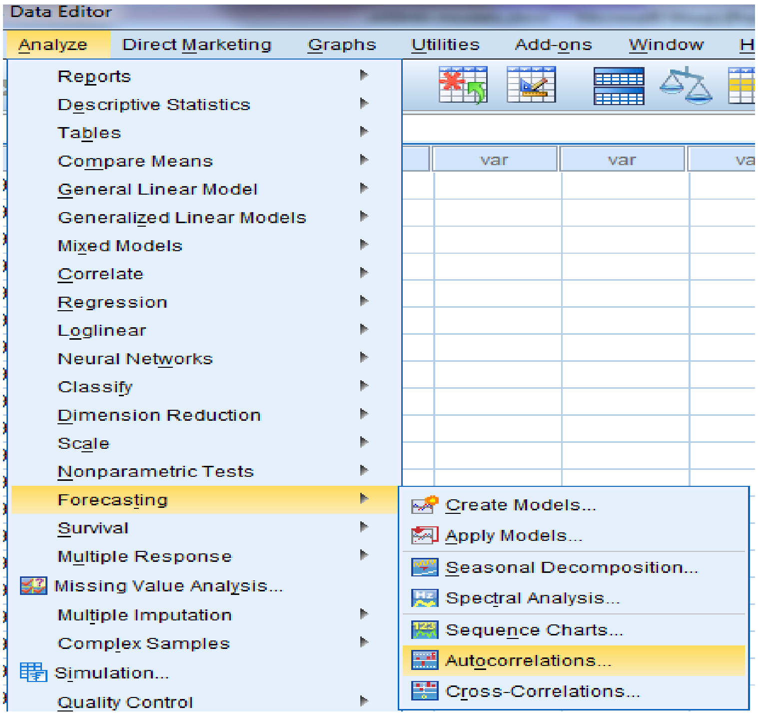
ويمكن أخذ الفروق وتطبيق التحويلة اللوغاريتمية باستخدام SPSS كما يلي:

من قائمة Analyze إلى أن نفتح نافذه Sequence Chart كما سبق وفيها ننقر Difference وكتابة عدد الفروق اللازمة لتثبيت الوسط في المربع المقابل لها، وكذلك تطبيق التحويلة اللوغاريتمية من خلال النقر على Natural Log transform.

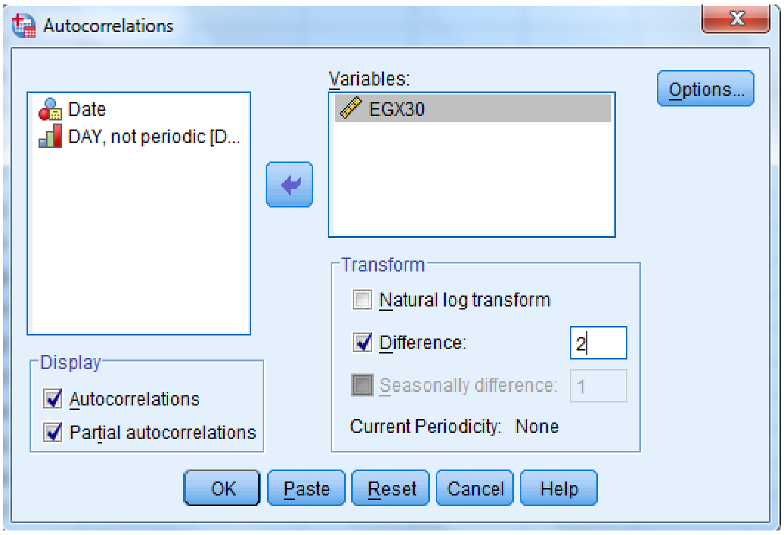
ثالثا: فحص دالة الارتباط

تتمثل الخطوة التالية في مرحلة التعرف في فحص دالة الارتباط الذاتي ACF، ودالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF لسلسلة البيانات.

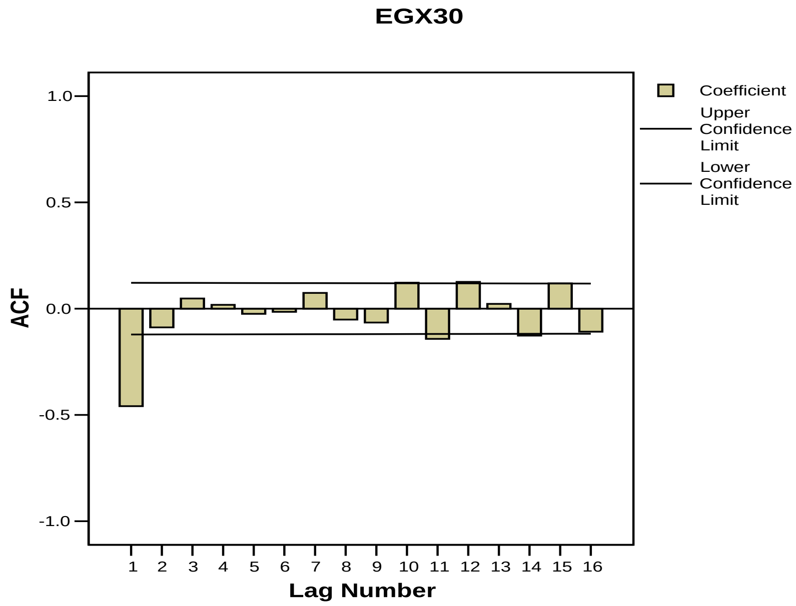
ويمكن الحصول على الدالتين من خلال قائمة Analyze نختر Forecasting ومنها Autocorrelations.



فتفتح نافذه الارتباط الذاتي وندخل المتغير في خانة Variables ، ولا ننسى كتابة الفروق اللازمة لتسكين السلسلة.

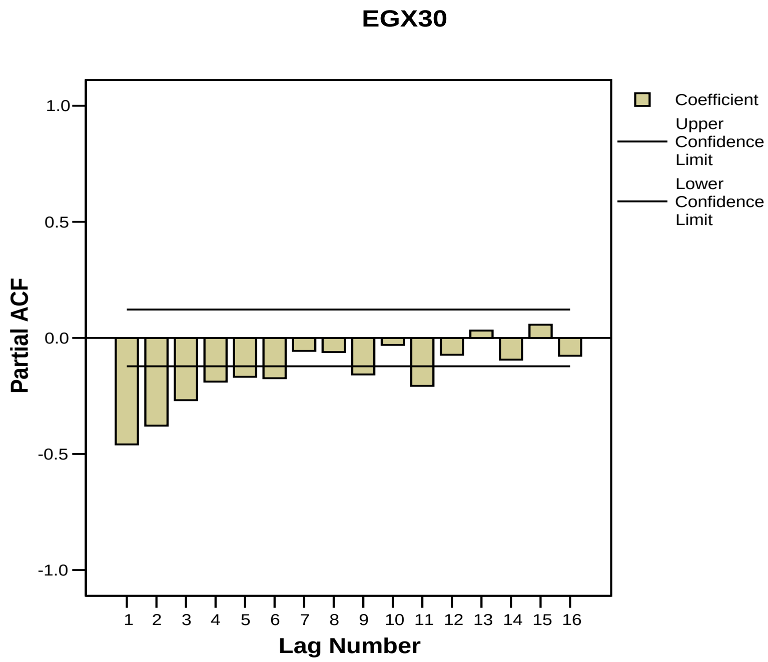


وفيما يلي دوال الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي على التوالي.



شكل (٥)

دالة الارتباط الذاتي لسلسلة البيانات



شكل(٦)

دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF لسلسلة البيانات

نلاحظ من شكل رقم (٥) أن دالة الارتباط الذاتي ACF تنقطع بعد الفجوة الزمنية الثانية مما يوجه الانتباه إلى وجود معلمتين لنموذج المتوسطات متحركة وبالتالي يمكن

ترشيح النموذج ARIMA(0,2,2) لتمثيل البيانات، كما يمكن اقتراح بعض النماذج الاخرى مثل: ARIMA(0,2,1)، ARIMA(0,2,3).

المرحلة الثانية: التقدير

وفي هذه المرحلة يتم تقدير معالم النماذج المقترحة لملائمة البيانات اليومية للسلسلة الزمنية، ويوضح الجدول (١) تقديرات النقطة لمعالم كل نموذج (Estimate)، والخطأ المعياري للتقدير (St. error) ، والنسبة t (t − ratio) الخاصة باختبار معنوية كل معلمة عند مستوى معنوية ٥%، ومتوسط مربعات البواقي (MSE).

جدول (١)

تقديرات معالم النماذج المقترحة

Model	Estimate	St. error	t − ratio
ARIMA(0,2,1)	$\theta_1 = .9999$	2.76	.36
ARIMA(0,2,2)	$\theta_1 = .8017$	.061	13.25
	$\theta_2 = .1769$	.059	2.98
ARIMA(0,2,3)	$\theta_1 = .8276$	.078	10.62
	$\theta_2 = .1962$	.073	2.67
	$\theta_3 = -.0279$	.062	-.45

من خلال الجدول رقم (١) نلاحظ ما يلي:

١- بالنسبة للنموذج الأول يتضح عدم معنوية معلمة المتوسطات المتحركة حيث قيمة t المحسوبة صغيرة جدا (٠,٣٦).

٢- بالنسبة للنموذج الثاني يتضح معنوية معالمه حيث قيمة t المحسوبة لكل منهم (١٣,٢٥)، (٢,٩٨) على الترتيب.

٣- بالنسبة للنموذج الثالث يتضح عدم معنوية معلمة المتوسطات المتحركة الثالثة حيث قيمة t المحسوبة الخاصة بها صغيرة جدا (-٠,٤٥).

وبالتالي فإن أفضل النماذج هو النموذج الثاني.

المرحلة الثالثة: الفحوص التشخيصية

أولا: بحث السكون والانعكاس

من الجدول رقم (١) نلاحظ أن معالم النموذج يحققان شرط الانعكاس حيث قيمة معلمة المتوسطات المتحركة أقل من الواحد الصحيح.

ثانيا: المعايير الاحصائية

يوضح جدول رقم (٢) أهم المعايير الاحصائية الخاصة بالنماذج المقدرة.

جدول (٢)

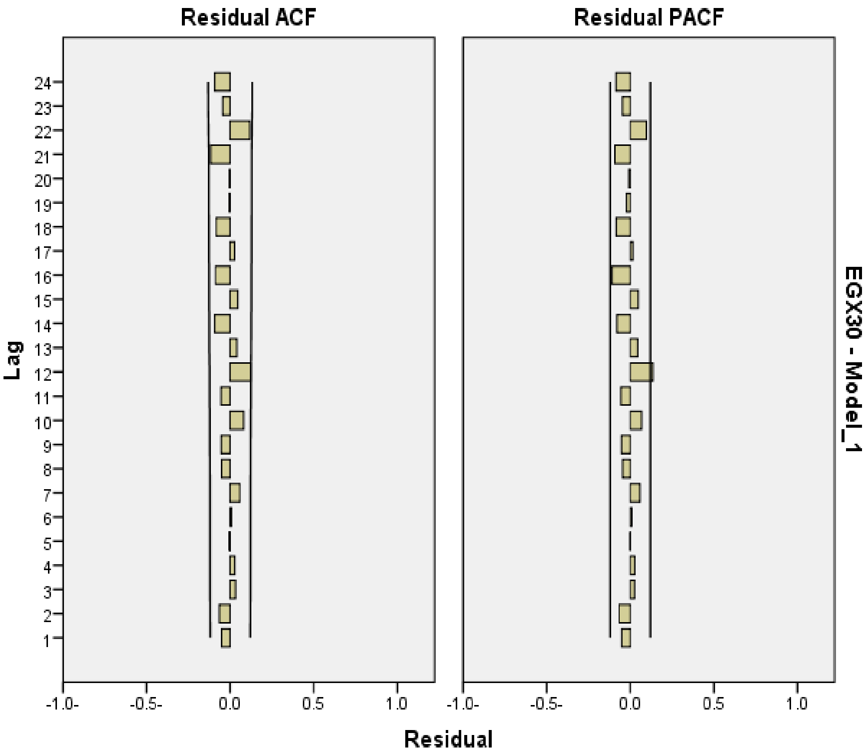
المعايير الاحصائية لنموذج $ARIMA(0,2,2)$ المقدر

Model	AIC	SBC
ARIMA(0,2,1)	3257.6	3261.2
ARIMA(0,2,2)	3267.8	3274.9
ARIMA(0,2,3)	3266.6	3277.4

من خلال جدول رقم (٢) نلاحظ انخفاض معيار اكايكي ومعيار بييز لشوارتز للنموذج الأول ويليه النموذج الثاني، ولكن من جدول (١) نلاحظ عدم معنوية معلمة المتوسطات المتحركة الخاصة بالنموذج الأول ومعنوية معالم النموذج الثاني، وبالتالي فإن أفضل النماذج هو النموذج الثاني.

ثالثا: تحليل البواقي

يتم اختبار بواقي النموذج ARIMA(0,2,2) وذلك برسم دالة الارتباط الذاتي للبواقي للتأكد من أنها تغيرات عشوائية بحتة أم لا. ويعرض الشكل (٧) دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج، ومن الشكل نلاحظ أن جميع معاملات الارتباط الذاتي تقع داخل حدود الثقة، مما يعني أن البواقي عبارة عن تغيرات عشوائية بحتة، وبالتالي فإن النموذج ARIMA(0,2,2) ملائم للبيانات ويمكن استخدامه في عملية التنبؤ بمؤشر البورصة EGX30.



الشكل (٧)

دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج

يتضح من الشكل (٧) عدم معنوية معاملات الارتباط الذاتي، فجميعها تقع داخل حدود الثقة.

المرحلة الربعة: التنبؤ

بعد تقدير النموذج ARIMA(0,2,2) وفحصه للتأكد من ملائمته لسلسلة بيانات مؤشر البورصة EGX30 ، فإنه تم استخدام هذا النموذج في التنبؤ بالقيم المستقبلية لمؤشر البورصة EGX30.

ويكون شكل النموذج كما يلي:

$$\Delta^2 y_t = \theta(B)\varepsilon_t$$

$$\Delta^2 y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)\varepsilon_t$$

$$y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2} = \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2}$$

حيث

$$y_t = 2y_{t-1} - y_{t-2} + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2}$$

وقد تم تقدير معالمه كما يلي

$$y_t = 2y_{t-1} - y_{t-2} + \varepsilon_t - .8017\varepsilon_{t-1} - .1769\varepsilon_{t-2}$$

وبكتابة النموذج في الفترة $t + 1$

$$y_{t+1} = 2y_t - y_{t-1} + \varepsilon_{t+1} - .8017\varepsilon_t - .1769\varepsilon_{t-1}$$

وبالتالي فإن

$$y_{271} = 2y_{270} - y_{269} + \varepsilon_{271} - .8017\varepsilon_{270} - .1769\varepsilon_{269}$$

$$y_{271} = 2(6670.34) - 6697.52 + 0 - .8017(-33.44) - .1769(23.75)$$

$$= 6665.77$$

وهكذا يمكن التنبؤ بالقيم المستقبلية للمؤشر EGX30، ويعرض جدول (٣) القيم المتنبأ بها باستخدام نموذج ARIMA(0,2,2) وكذلك القيم الفعلية للمؤشر EGX30 والذي يتضح من خلاله وجود تقارب بين القيمتين خلال فترة المقارنة، وهذا ما يوضحه شكل (٨).

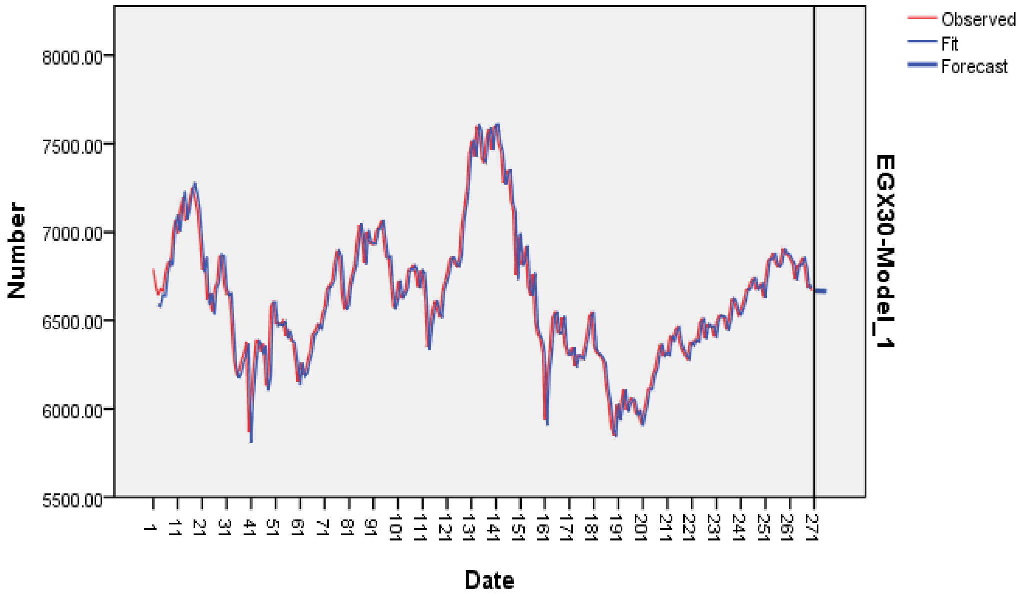
جدول (٣)

القيم المتنبأ بها من نموذج ARIMA(0, 2, 2) والقيم الفعلية للمؤشر EGX30

Date	Observed values	Forecast values	Error
1-11-2010	6612.27	6665.77	-53.5
2-11-2010	6654.76	6667.12	-12.36
3-11-2010	6713.99	6668.47	45.52
4-11-2010	6764.61	6669.82	94.79
7-11-2010	6829.34	6673.87	155.47
8-11-2010	6837.19	6675.22	161.97

نلاحظ من الجدول رقم (٣) اقتراب القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها من نموذج ARIMA وخاصة في الثلاثة أيام الأولى، أما التنبوءات في الأيام الثلاث الأخيرة فهي ليست جيدة حيث نلاحظ وجود فرق كبير بين القيم الفعلية و القيم المتنبأ بها، وبإجراء اختبار χ^2 لاختبار عدم وجود فرق معنوي بين القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية، حيث ان قيمة χ^2 المحسوبة تساوي (٩,٦٦)، وعند درجات حرية ٥ ومستوى معنوية ٥% فإن قيمة χ^2 الجدولية (١١,٠٧)، وبذلك تكون القيمة المحسوبة أقل من القيمة الجدولية مما يؤيد عدم وجود فرق معنوي بين القيم الفعلية و القيم المتنبأ بها، مما يؤكد ملائمة النموذج ARIMA(0,2,2) للتنبؤ بالمؤشر EGX30.

ويمكن ملاحظة اقتراب القيم المقدرة من القيم الفعلية من خلال الشكل التالي



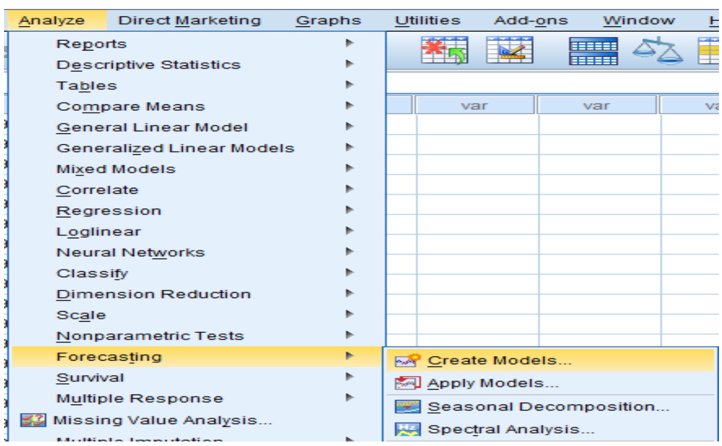
شكل (٨)

القيم المقدرة من نموذج $ARIMA(0,2,2)$ والقيم الفعلية للمؤشر EGX30

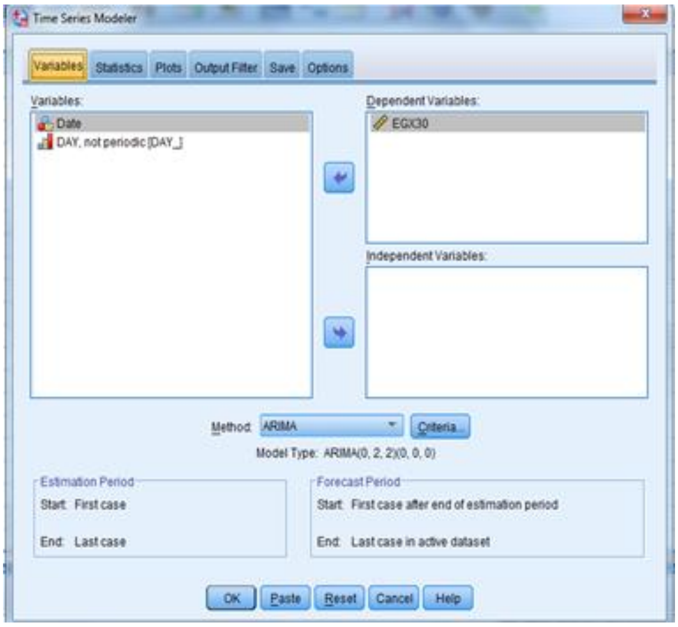
ويمكن تطبيق المراحل السابقة باستخدام SPSS كما يلي:

سيتم التطبيق على مؤشر البورصة المصرية EGX30 خلال الفترة من ١أكتوبر ٢٠٠٩ وحتى ٣١ أكتوبر ٢٠١٠ كفترة تقدير للنموذج، والست أيام التالية كفترة تنبؤ.

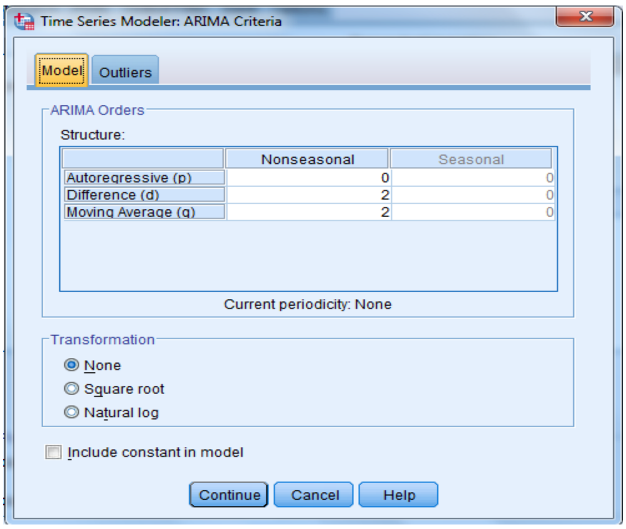
من قائمة Analyze نختر Create Models



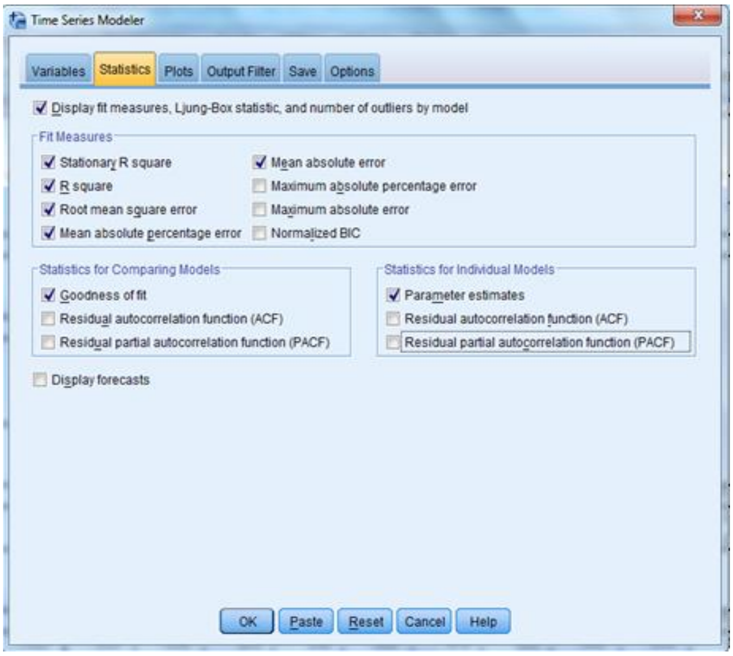
ليفتح نافذة Time Series Modeler ومن ثم ندخل المتغير تحت الدراسة في خانة Dependent Variables كما يلي:



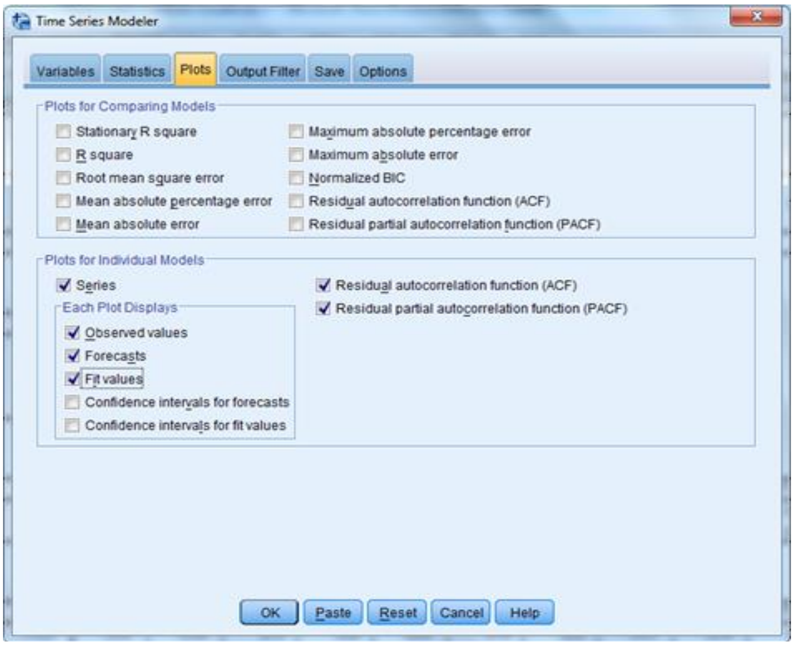
من القائمة الفرعية Method نختر ARIMA، ثم نضغط على Criteria لتحديد معالم النماذج المقترحة، مع النقر على احدى التحويلات إن وجدت في النموذج، ثم نضغط Continue للرجوع للنافذة الرئيسية Time Series Modeler.



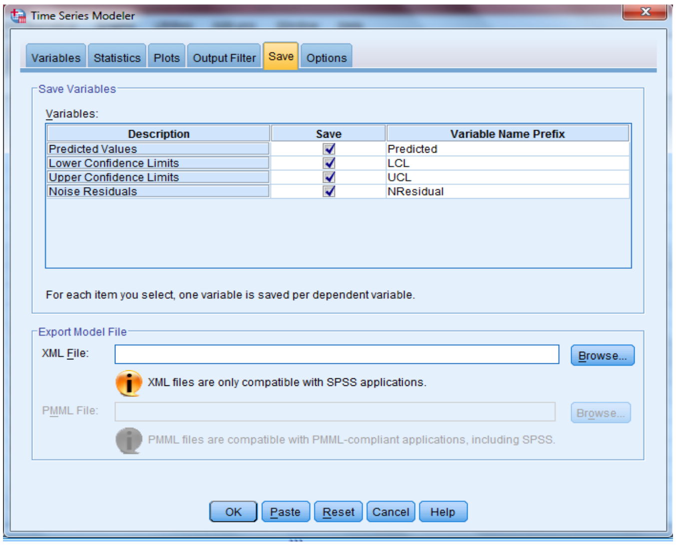
بعد الرجوع للنافذة الرئيسية نضغط على القائمة Statistics ومنها ننقر على كل الاحصاءات اللازمة لتقدير المعالم ومعايير مقارنة النماذج.



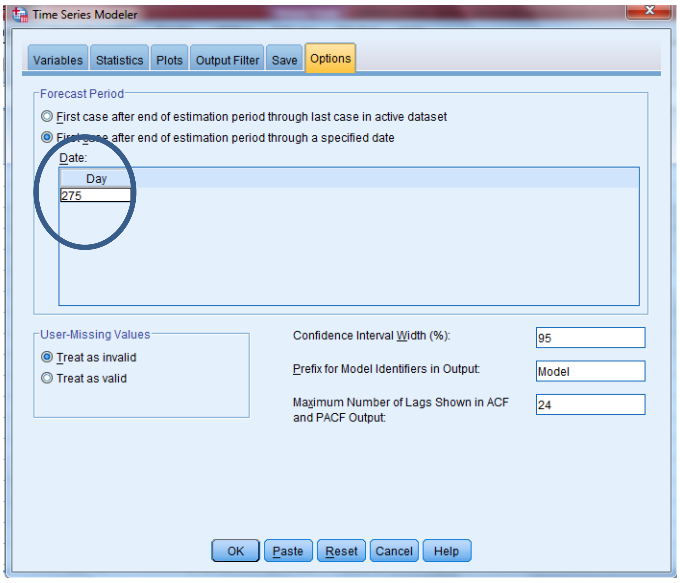
بعد ذلك ننتقل إلى القائمة التالية Plots وفيها ننقر على دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للبوقي لفحصها وكذلك النقر على البيانات المراد عرضها في الرسم البياني (المشاهدة والمقدرة والمتنبؤ بها).



ثم ننتقل إلى القائمة Save وننقر أمام Predicted Value لعرض القيم المتنبأ بها، Upper Confidence Limits، Lower Confidence Limits لعرض الحدود العليا والدنيا، Noise Residuals لعرض البواقي.



أخيرا ننتقل إلى قائمة Options والنقر على الخيار الثاني تحت Forecast Period لتحديد عدد البيانات المتنبأ بها في النموذج، وحيث البيانات المستخدمة في التقدير هي ٢٦٩ بيان فإننا سنكتب ٢٧٥ وذلك للتنبؤ بست قيم للمؤشر.



ويمكن الإطلاع على القيم المقدرة وحدودها العليا والدنيا من خلال صفحة Data View في البرنامج، كذلك القيم المتنبأ بها والتي عُرضت في الجدول رقم (٣).

المراجع

١. الوصيفي، الشيماء إبراهيم. (٢٠١٢). "التنبؤ باستخدام الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس وجينكينز"، رسالة ماجستير في الإحصاء التطبيقي، كلية التجارة، جامعة دمياط.

٢. عبد الله، مصطفى يوسف. (٢٠٠٢). "دراسة احصائية للتنبؤ بالكمية المستهلكة من الكهرباء في جمهورية مصر العربية"، رسالة دكتوراه في الإحصاء التطبيقي، كلية التجارة، جامعة المنصورة.

٣. شعراوي، سمير مصطفى. (٢٠٠٤). "مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية"، مركز النشر العلمي – جامعة الملك عبد العزيز.

٤. فاندل، والتر. (١٩٩٢). "السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية ونماذج بوكس وجينكينز". تعريب عبد المرضي عزام. دار المريخ للنشر، الرياض.

٥. مبارك، آمال السيد. (١٩٩٨). "التنبؤ باستخدام الجمع بين أسلوبي تحليل الانحدار وتحليل السلاسل الزمنية"، رسالة ماجستير في الإحصاء التطبيقي، كلية التجارة، جامعة المنصورة.