الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
جامعة د. الطاهر مولاي سعيدة

كلية العلوم الإقتصادية و العلوم التجارية و علوم التسيير

مطبـــــوعة في:

تطبيقات الاقتصاد الكمي على برمجية Eviews

اعداد: د. محمد رملي

أستـاذ محاضـــر

قسم العلوم الاقتصادية

موجهة لطلبة الماستـــــر:

- تخصص اقتصاد كمي

السنة الجامعية: 2021-2022

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

جامعة د. الطاهر مولاي سعيدة

كلية العلوم الإقتصادية و العلوم التجارية و علوم التسيير

مطبـــــوعة في:

تطبيقات الاقتصاد الكمي على برمجية

Eviews

اعداد: د. محمد رملي

أستـاذ محاضــر

قسم العلوم الاقتصادية

موجهة لطلبة الماستـــر:

- تخصص اقتصاد كمي

السنة الجامعية: 2022-2021

فهرس المحتويات

تقديم Introduction

تقدم هذه المطبوعة البيداغوجية مجموعة واسعة من تطبيقات الاقتصاد الكمي على برمجية EViews وكيفية تطبيقها خطوة بخطوة مع تقديم المفاهيم النظرية بشكل موجز، لان الهدف من هذا هو كيفية الممارسة العملية على حالات مستهدفة، غير اننا ننوه لابد من الالمام بالمفاهيم النظرية في القياس الاقتصادي ومراجعتها حتى يسهل التطبيق بشكل مباشر على هذه البرمجية.

ان هذه الدروس والموجهة أساسا الى الطلبة تتضمن دليل يبسط للمبتدء استخدام EViews الذي يعرفه على مبادئ واساسيات برنامج EViews، الى جانب طرق القياس الاقتصادي وكيفية الحساب خطوة بخطوة يدويا باستخدام هذا البرنامج للقياس الاقتصادي، حيث ان هذه الحزمة الإحصائية لـ : EViews تمنحنا القدرة على التحكم في البيانات الخاصة بنا وتحليلها احصائيا من خلال انشاء الروسومات البيانية وغيرها من ذلك مع استخراج واستنباط النتائج وتقديمها الى متخذي القرار.

اذن، سوف نقدم من خلال هذه التطبيقات سبعة محاور أساسية، فالمحور الأول يتناول مقدمة الى برنامج EViews الذي يقدم دليل لإيجاد الطريق حول واجهة عمل برنامج EViews. المحور الثاني فهو خاص بنموذج الانحدار الخطي البسيط مع شرح التقنيات المستعملة فيه، اما الفصل الثالث فهو تعميم للانحدار الخطي البسيط. المحور الرابع يتناول التنبؤ والتمهيد بالنماذج المكيفة الذي نقدم فيه مفهوم مبسط خاص للتنبؤ وعملية التمهيد مع دراسة حالة على ذلك. اما المحور الخامس يستعرض التنبؤ بطريقة Box-Jenkins. كما ان الفصل السادس يدرس نماذج اشعة الانحدار الذاتي VAR والقسم الأخير من هذه التطبيقات يهتم بالتكامل المشترك ونموذج تصحيح الخطأ.

1. مقدمة الى برنامج EViews

Introduction to the Eviews Program

تعتبر برمجية EViews من البرامج الحديثة نوعا ما، فهي تقدم انطلاقا من شركة IHS Markit للباحثين الأكاديميين والشركات والوكالات الحكومية والطلاب إمكانية الوصول إلى أدوات التنبؤ والنمذجة الإحصائية القوية من خلال واجهة سهلة الاستخدام.

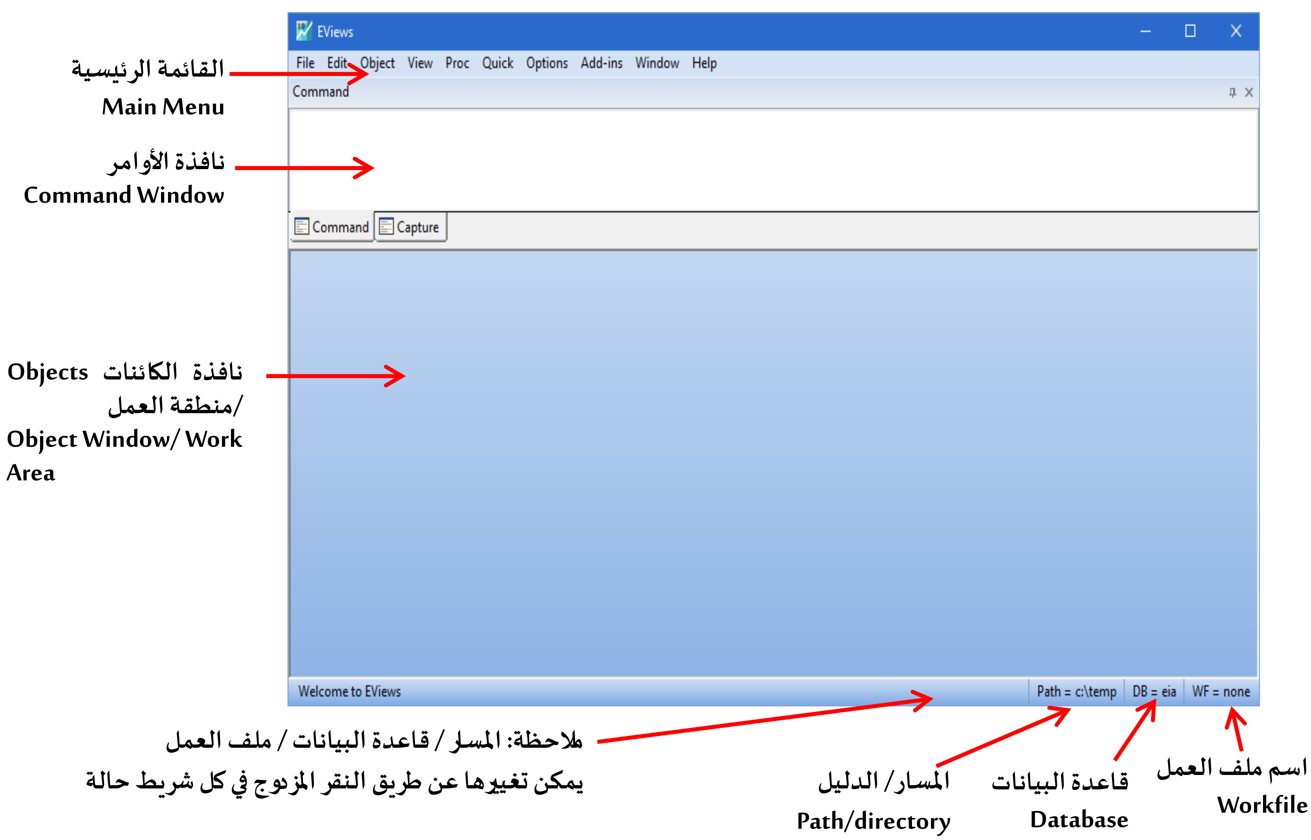
لقد اكتسبت برمجية EViews سمعة طيبة كشركة رائدة عالميا في برامج التنبؤ والاقتصاد القياسي المستندة إلى نظام التشغيل Windows. كما تم تطويره وتوزيعه في الأصل بواسطة Quantitative Micro Software (QMS)، وهو الآن جزء من IHS Markit، وكان أحد أوائل حزم التنبؤ والتحليل المتاحة للكمبيوتر الشخصي هو برنامج MicroTSP الشهير من QMS. وحل برنامج EViews القائم على نظام التشغيل Window محل برنامج MicroTSP في سنة 1994، والإصدار الحالي من EViews هو 12 الذي تم إصداره في نوفمبر 2020 (EViews, 2021).

I. اساسيات برمجية EViews (سطح المكتب وملفات العمل ولوازم EViews)

سوف نحدد اساسيات برمجية EViews في مقدمة موجزة بما في ذلك دليل لإيجاد الطريق حول واجهة عمل برنامج EViews. علما ان برمجية EViews هي حزمة نماذج إحصائية، القياس الاقتصادي والنمذجة الاقتصادية سهلة الاستخدام. وهناك ثلاث طرق للعمل في EViews:

- واجهة مستخدم رسومية (باستخدام الماوس والقوائم / مربعات الحوار).
- أوامر مفردة (باستخدام نافذة الأوامر).
- ملفات البرامج (يتم تجميع الأوامر في برنامج نصي يتم تنفيذه في وضع الدُفعات).

وفيمايلي واجهة عرض برنامج EViews:



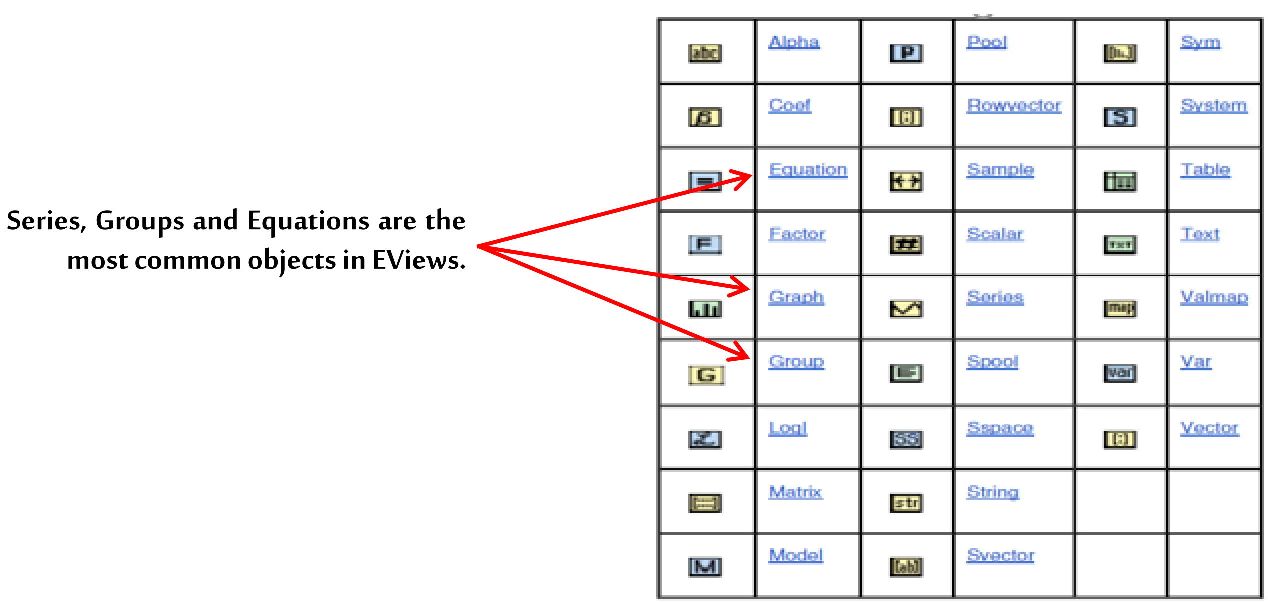
لا يتم فتح EViews بمستند عام "فارغ" (على عكس ® Word و ® Excel وما إلى ذلك). لذا يجب إنشاء مستندات EViews (المعروفة أيضا باسم "ملفات العمل" سوف نتعرض اليها لاحقا) وليست عامة (ستحتوي على معلومات حول البيانات، وما إلى ذلك).

ان حزمة EViews هو"كائن "Object" برنامج موجه. هذه الكائنات Objects هي مجموعات من المعلومات المتعلقة بتحليل معين (سلاسل، مجموعات، معادلات، رسوم بيانية، جداول). اما ملفات العمل هي التي تحتوي على هذه "الكائنات Objects".

1. أنواع الكائنات Object Types

ان السلاسل والمجموعات والمعادلات هي العناصر الأكثر شيوعا في EViews. كما يوجد عدد من الكائنات Objects التي لها وظائف مختصة في برمجية EViews والتي تشمل: معامل المتجه (شعاع) Coefficient Vector، قواعد البيانات Databases، المعادلة Equation، الرسم البياني Graph، المجموعة Group، نموذج Model، تجمع (سلسلة زمنية/المقطع العرضي) Pool (Time Series/Cross-Section)، عينة Sample، سلسلة Series، متجه الفضائي State Space، النظام System، مصفوفة التناظر Symmetric Matrix، الجدول، النص Text، متجه الانحدار الذاتي Vector Auto Regression، متجه/صف Vector/Row، قياس عددي Scalar. كل هذه الكائنات ما عدا ملفات العمل Workfiles وقواعد البيانات Databases لديها رموزها الخاصة التي تعرض في نافذة ملف العمل.

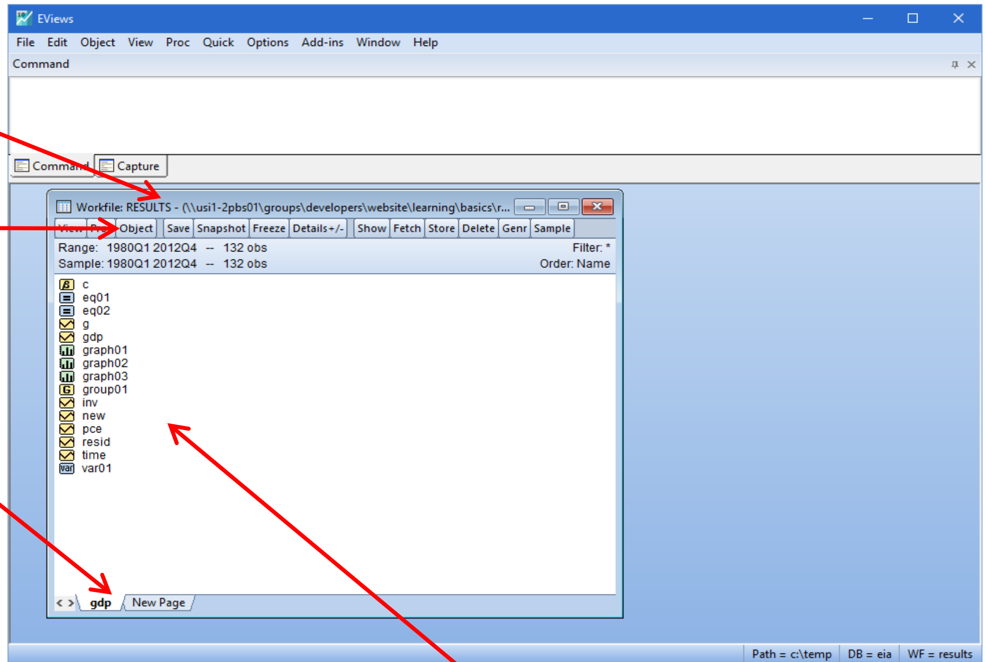
ولاجل انشاء كائن في EViews يكفي فقط اختيار New Object ⟶ Object من القائمة الرئيسية Main Menu او من قائمة ملف العمل ثم نختار نوع الكائن Object Type المراد إنشاؤه. كما ننوه الى انه هناك بعض أنواع الكائنات تظهر في شاشة حوارية تتطلب تحديد وصف الكائن بالتدقيق وأيضا هناك انوع أخرى تفتح بكل فوري.



2. ملف عمل EViews "EViews Workfile"

شريط عنوان ملف العمل
Workfile title bar

شريط أدوات ملف العمل
Workfile toolbar



ملف العمل:

- ✓ يحتوي على صفحة واحدة على الأقل
- ✓ تحتوي كل صفحة على قائمة من الكائنات (Objects) في تلك الصفحة

Workfile:

- ✓ Contains at least one page
- ✓ Each page contains a list of objects on that page

- ▪ **قائمة الكائنات (Objects) في ملف العمل.**
- ▪ **يتم ترميزه بالألوان حسب نوع الكائن:**
  - ✓ الرموز الصفراء هي كائنات (Objects) بيانات
  - ✓ الأيقونات الزرقاء هي كائنات (Objects) تقدير
  - ✓ الرموز الخضراء هي كائنات (Objects) عرض (جداول، رسوم بيانية، إلخ ...)
- ▪ **سيؤدي النقر المزدوج على أحد رموز الكائن (Object) إلى فتحه.**
- ▪ **كل كائن له قائمته الخاصة.**
- ▪ **بمجرد فتح الكائن (Object)، تتغير القوائم في EViews لتمثل الميزات المتاحة لهذا الكائن (Object).**

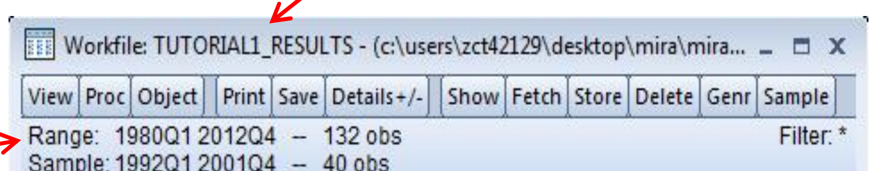
وفيمايلي تفصيل لشريط عنوان وأدوات ملف العمل:

اسم ملف العمل Name of the workfile

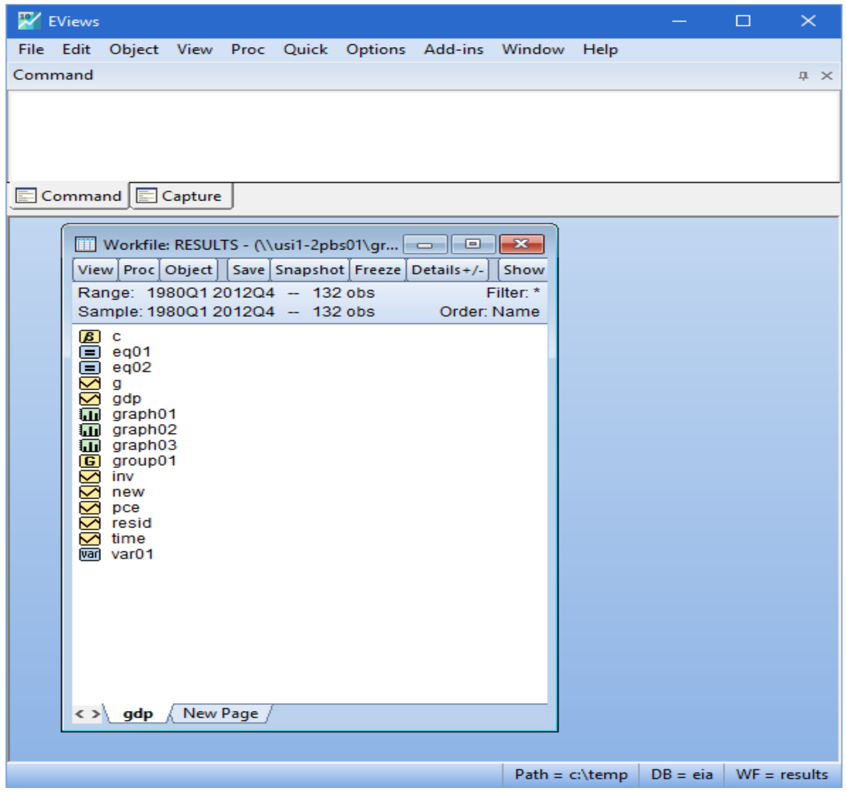
على سبيل المثال هنا اسم ملف العمل هو Tutorial1_results

هيكل ملف العمل Structure of the workfile

- ✓ البيانات الواردة في هذا المثال مؤرخة ولها تكرار ربع سنوي يغطي الفترة من سنة 1980 إلى سنة 2012
- ✓ **النطاق Range:** يعرض النطاق الكامل للبيانات في ملف العمل. هنا النطاق (تردد البيانات) من الفصل الاول Q1 لسنة 1980 إلى الفصل الرابع Q4 لسنة 2012

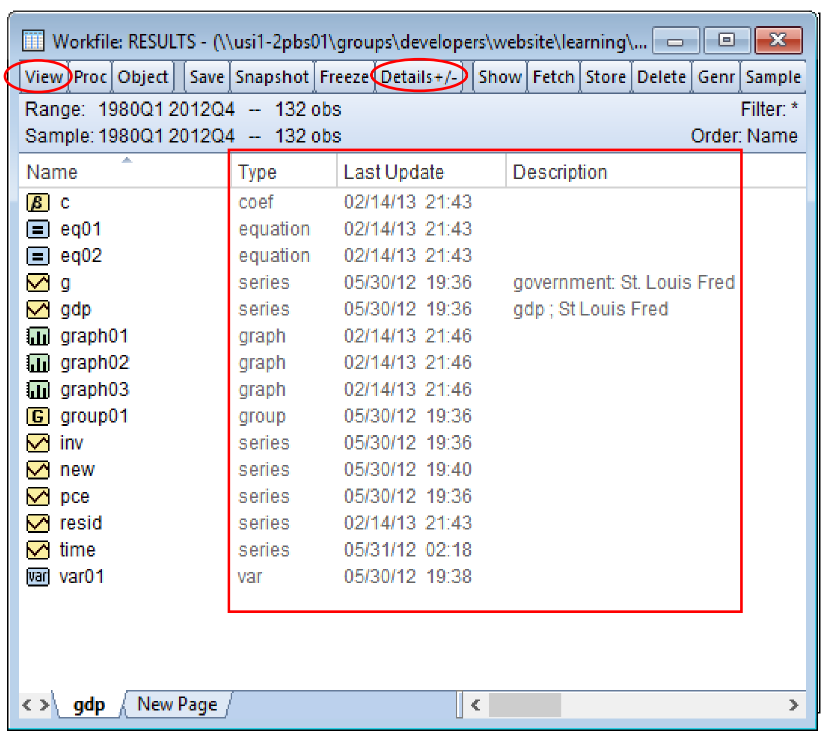


العينة: هذا هو جزء من البيانات التي نعمل معها حاليا. في هذا المثال، يتم العمل على العينة (40 مشاهدة) من الربع (الفصل) الاول Q1 لسنة 1992 إلى الفصل الرابع Q4 لسنة 2001



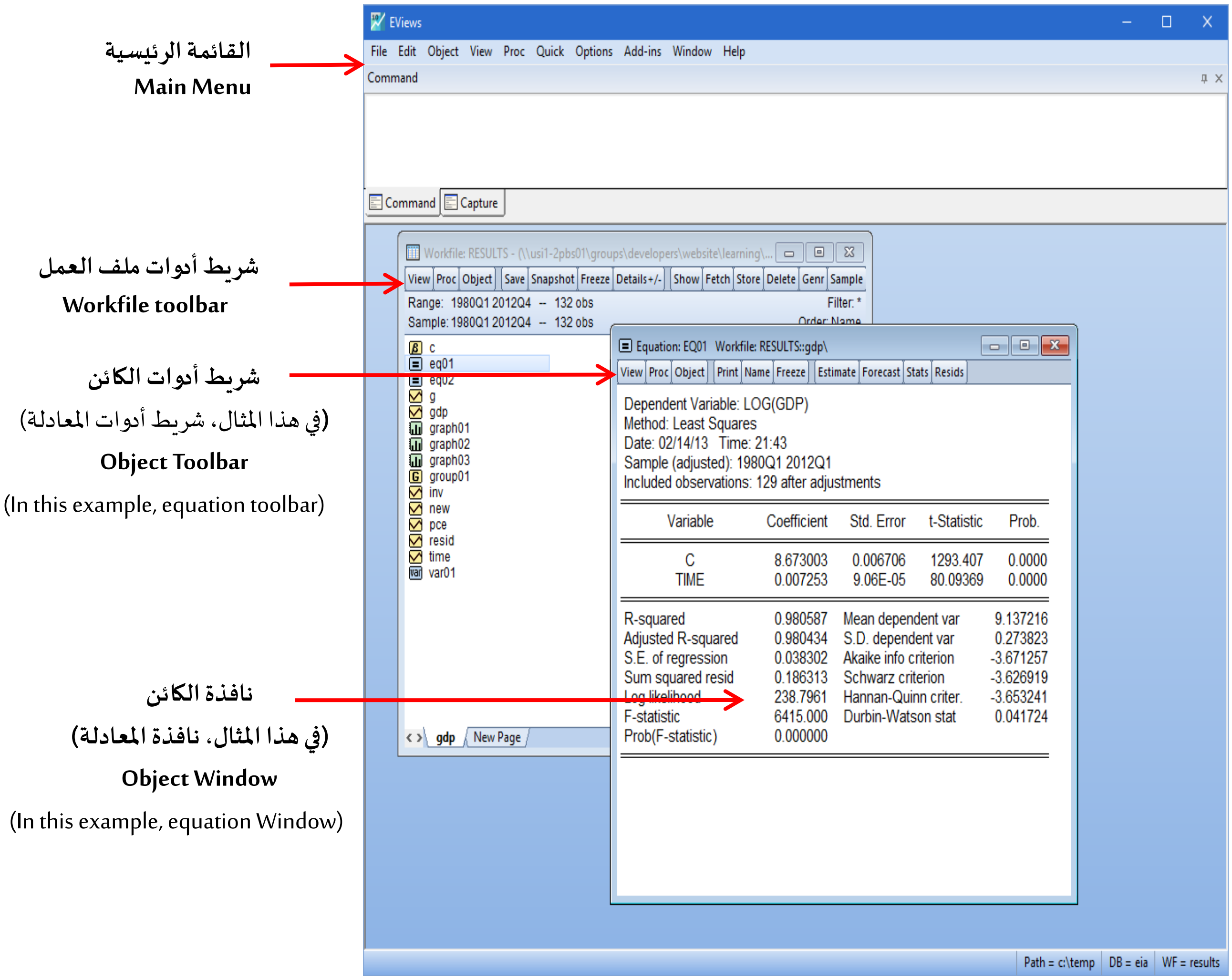
- تُظهر لقطة الشاشة هذه قائمة بالكائنات Objects في ملف العمل.
- يتم ترميزه بالألوان حسب نوع الكائن:
- الرموز الصفراء هي كائنات بيانات
- الأيقونات الزرقاء هي كائنات تقدير
- الرموز الخضراء هي كائنات عرض (جداول، رسوم بيانية، إلخ ...)
- سيؤدي النقر المزدوج على أحد رموز الكائن هذه إلى فتحه.
- كل كائن له قائمته الخاصة.
- بمجرد فتح الكائن، تتغير القوائم في EViews لتمثل الميزات المتاحة لهذا الكائن.

للحصول على قائمة أكثر تفصيلا للكائنات Objects، عرض "التفاصيل"، فننقر فوق عرض تفاصيل، أي View ثم على (Details -/+) من شريط أدوات ملف العمل (أو انقر نقرا مزدوجا فوق الزر الموجود على شريط أدوات ملف العمل). يتغير العرض كما هو موضح هنا.

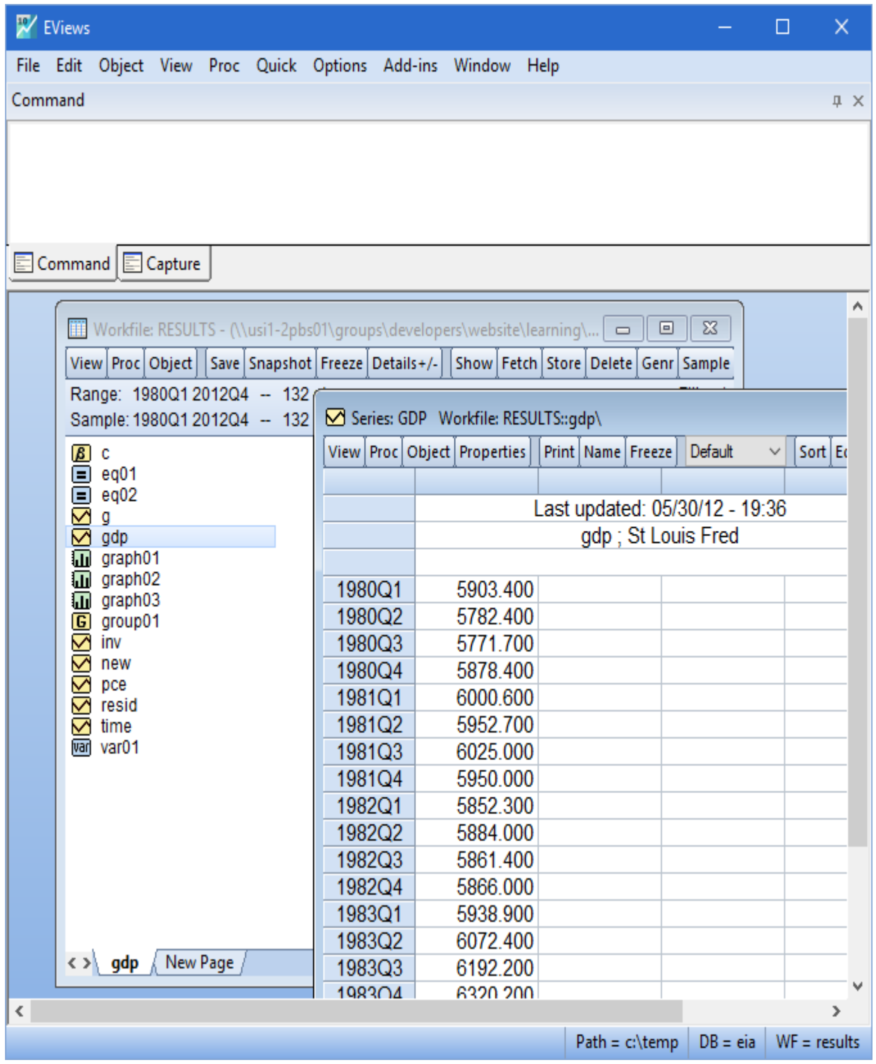


حيث يحتوي كل كائن Object الآن على عمود منفصل في عرض التفاصيل. ويمكن فرز الكائنات Objects حسب سمة (الاسم والنوع وما إلى ذلك) بالنقر فوق رأس العمود. ويمكنك أيضا تغيير حجم الأعمدة أو سحبها مما يسمح لك بتغيير موضعها وعرضها.

3. نافذة الكائن The Object Window



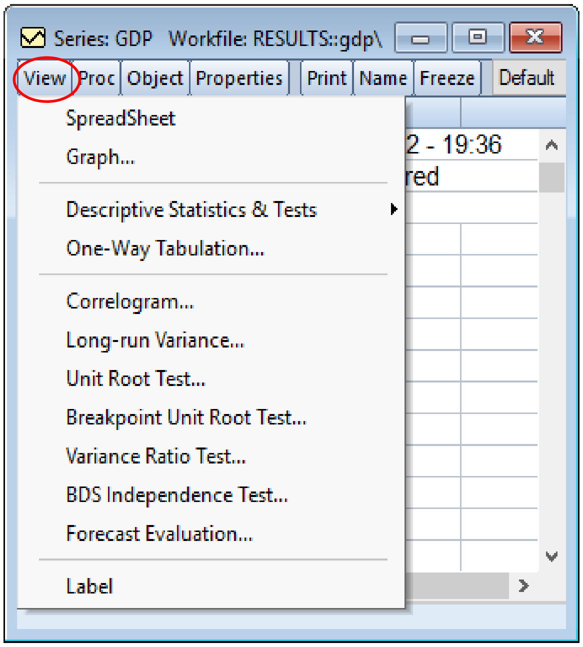
4. كائن السلسلة The Series Object

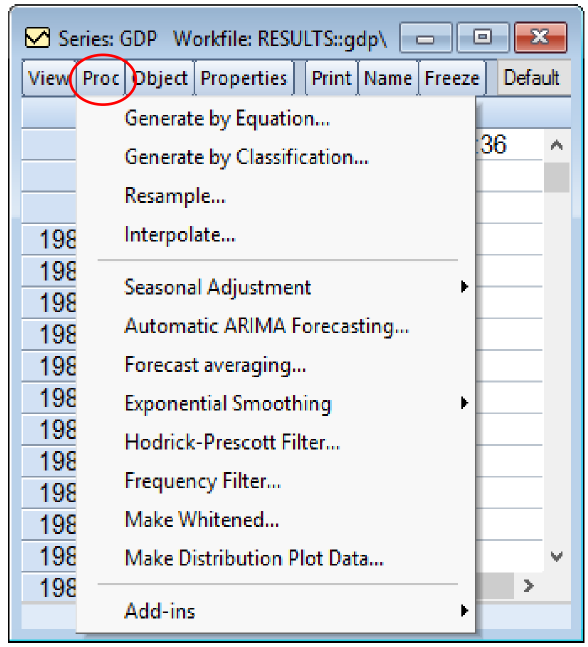


- هذا هو كائن البيانات Object الرئيسي.
- gdp - يحتوي على رمز (ايقونة) أصفر به رسم بياني خطي صغير.
- يحتوي على عمودواحد من البيانات.
- سيؤدي فتح السلسلة إلى الكشف عن طريقة عرض جدول بيانات بعمود واحد يعرض فيه البيانات الموجودة في السلسلة.

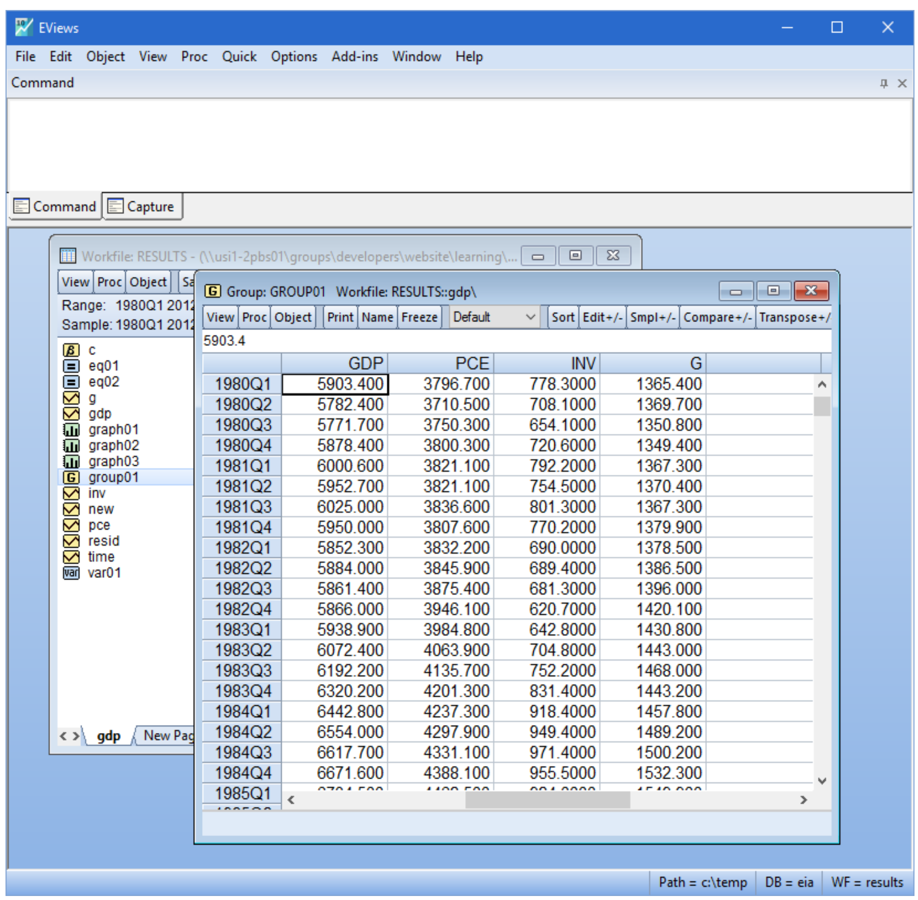
عند فتح سلسلة Series فانه يتم مايلي:

1. انقر نقرا مزدوجا على السلسلة.
2. بمجرد فتح سلسلة، يمكنك النقر فوق قائمتي العرض والمعالجة View and Proc في ملف العمل للاطلاع على الإجراءات المتاحة. ونظرا لأن السلسلة عبارة عن عمود واحد من البيانات، فلا تتوفر سوى الإجراءات الخاصة بعمود واحد من البيانات (طرق العرض والاختبارات Views and Tests).





5. كائن المجموعة The Group Object

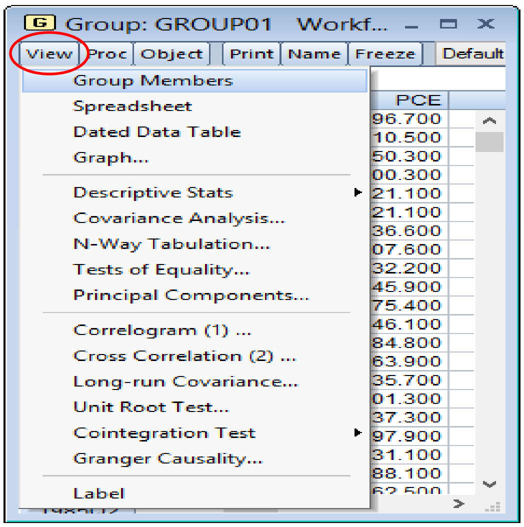


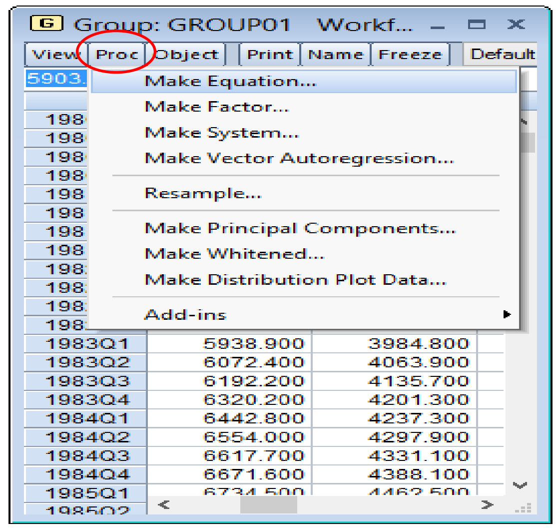
- هذه مجموعة من كائنات السلسلة.
- المجموعة group01 - لهارمز أصفر G بالحرف G.
- يحتوي على عدة أعمدة من البيانات.
- سيؤدي فتح المجموعة إلى عرض جدول بيانات بأعمدة متعددة تعرض البيانات في كل سلسلة في المجموعة.

عند فتح المجموعة Group فانه يتم مايلي:

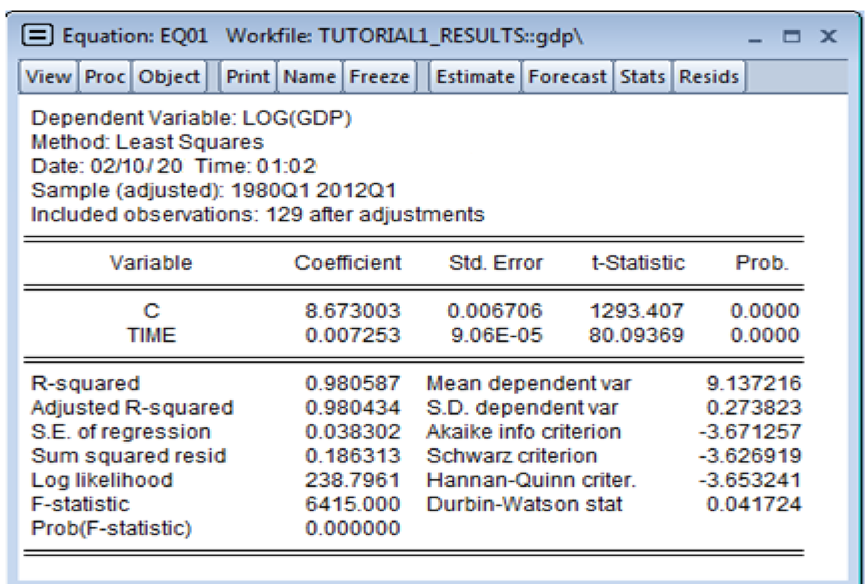
1. انقر نقرا مزدوجا فوق الرمز (الايقونة) G

2. بمجرد فتح المجموعة، يمكنك النقر فوق قائمتي العرض والمعالجة View and Proc للاطلاع على الإجراءات المتاحة. الإجراءات التي تتطلب أعمدة بيانات متعددة هي متوفر الآن (طرق العرض والاختبارات Views and Tests) في الشكل المبين اسفله.





6. كائن المعادلة The Equation Object

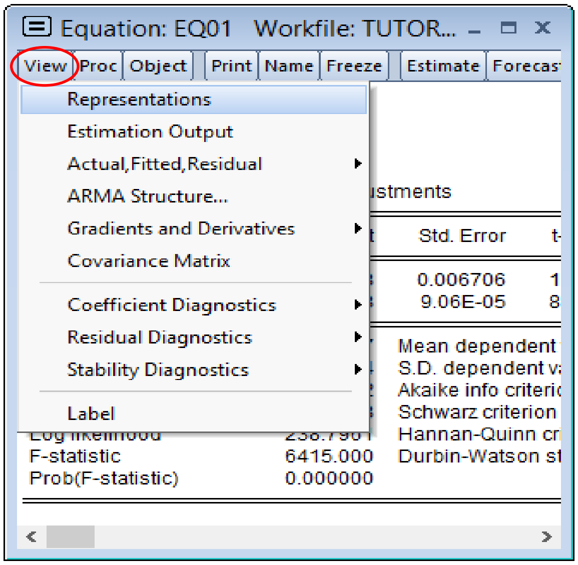


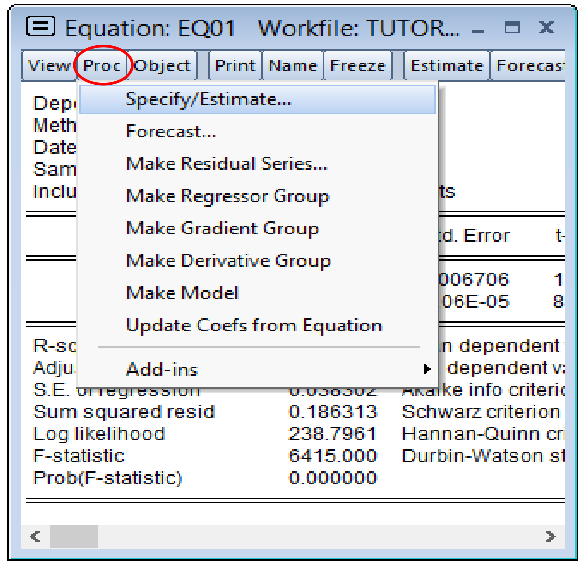
- هذا هو كائن تقدير معادلة واحدة.
- eq01 – المعادلة 01 لهارلز أزرق بعلامة يساوي (=).
- هذا هو كائن object التقدير الرئيسي في EViews.
- سيكشف فتح المعادلة عن النتائج الرئيسية للتقدير.

عند فتح كائن المعاددلة The Equation Object فانه يتم مايلي:

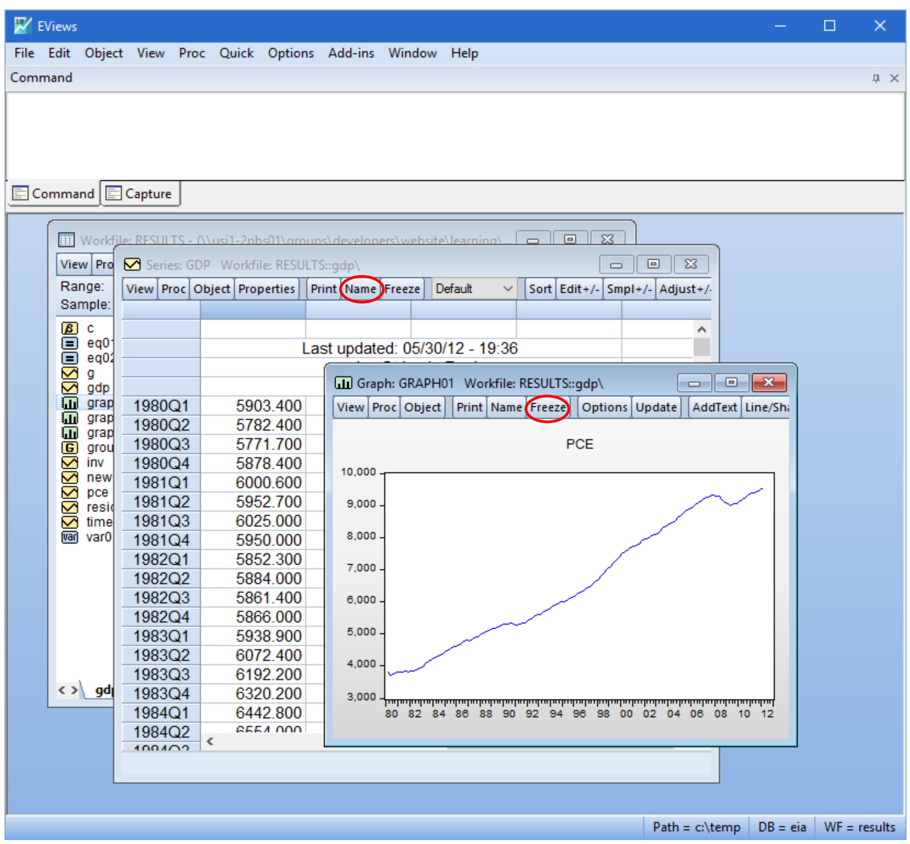
1. انقر نقرا مزدوجا فوق الرمز (الايقونة)

2. بمجرد فتح المعادلة، يمكنك النقر فوق قائمتي العرض والمعالجة View and Proc للاطلاع على الإجراءات المتاحة. وستعتمد بعض العناصر في قائمتي العرض والمعالجة View and Proc على نوع المعادلة التي تم تقديرها.





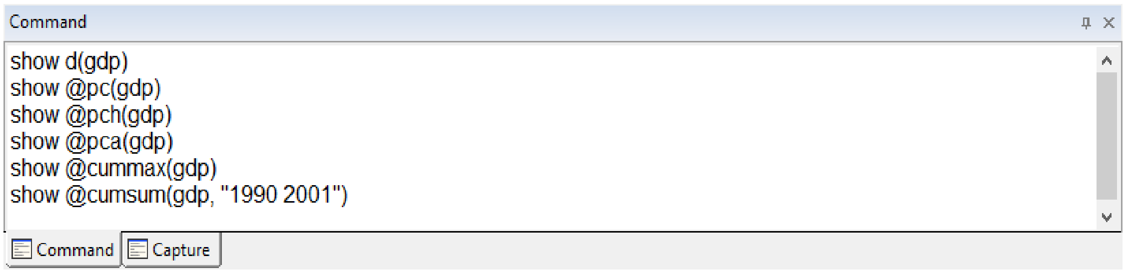
7. كائنات العرض Views Objects



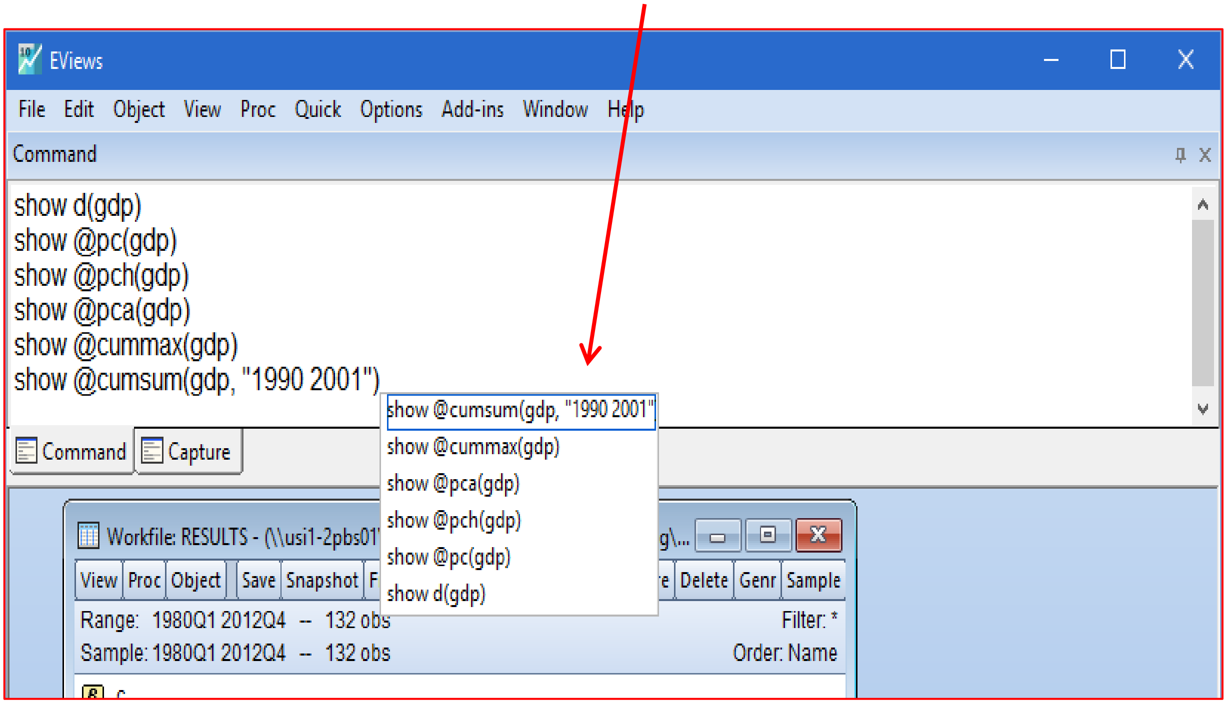
- تحتوي هذه الكائنات Objects على "طرق العرض Views" للبيانات أو كائنات التقدير Estimation Objects.
- الرسم البياني graph01 له أيقونة خضراء.
- يتم استخدامه "لتجميد freeze" عرض كائن آخر another object في الوقت المحدد.
- لإنشاء هذا العرض:
- اضغط على زر التجميد على كائن آخر (سلسلة gdp، على سبيل المثال).
- استخدم زر الاسم لحفظه في ملف العمل.
- انقر فوق موافق.

8. الأوامر Commands

- يوفر جزء الأوامر سجلا قابلا للتمرير او الانتقال للأوامر المكتوبة

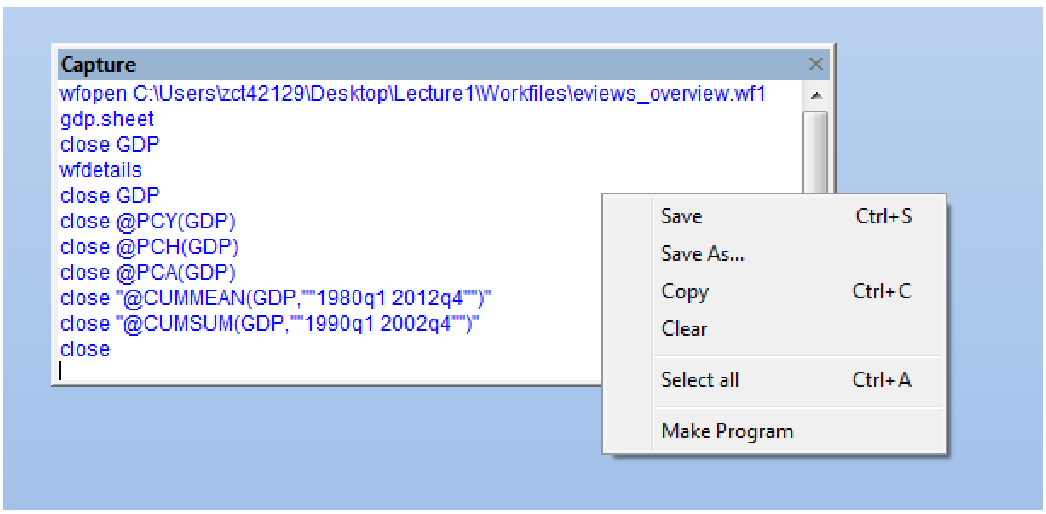


- يمكنك الانتقال لأعلى لعرض الأوامر المنفذة مسبقا.
- إذا قمت بالضغط على Enter في أي سطور سابقة، فسيقوم EViews بنسخ السطر الذي يوجد به المؤشر وتنفيذ هذا الأمر مرة أخرى.
- لاستعادة او استرجاع قائمة بالأوامر السابقة بالترتيب التي تم إدخالها بها، استخدم CTRL + UP سيتم عرض آخر أمر في القائمة في نافذة الأوامر.
- اضغط باستمرار على مفتاح CTRL واضغط على السهم لأعلى UP لعرض الأوامر السابقة.
- لتسجيل آخر 30 أمرا، اضغط على CTRL + J



9. التقاط الأوامر Commands Capture

- تلتقط نافذة "Command Capture" الغالبية العظمى من العمليات باستخدام مربعات حوار القائمة وتحولها في الأمر النصي المكافئ.
- هذا يسهل بشكل كبير الروابط بين واجهة EViews سهلة الاستخدام والأوامر النصية القابلة للتنفيذ.
- يمكنك نسخ / لصق الأوامر التي تظهر في نافذة "Command Capture"، أو حفظها في ملف.
- يتيح لك النقر بزر الماوس الأيمن في نافذة "الالتقاط Capture" حفظ المحتويات ونسخها ومسح



- يمكنك إغلاق نافذة الالتقاط بالنقر فوق علامة "x" الموجودة على الحافة اليمنى.
- لعرض نافذة الالتقاط، ستحتاج إلى تحديد " Window → Display Command Capture " من قائمة EViews الرئيسية.
- يمكنك أيضا اختيار تكرار أي أوامر تم التقاطها في نافذة الأوامر. لتمكين هذه الميزة، اتبع الامر التالي: "Select Options → General Options" من القائمة الرئيسية. انقر فوق عقدة التقاط الاوامر Command Capture node، وانقر فوق مربع الاختيار Capture to Command Window.

II. انشاء ملف وإدخال البيانات في برنامج EViews

سوف نقوم بتحديد أنواع البيانات لكي يسهل علينا التعامل عند إدخالها في برنامج EViews.

1. أنواع البيانات

تنقسم البيانات الى الأنواع التالية:

1.1. بيانات السلاسل الزمنية Time Series Data

بيانات السلسلة الزمنية هي مجموعة من المشاهدات او القياسات التي تأخذ احدى الظواهر (الاقتصادية – الاجتماعية – الطبية – الطبيعية - ....) على فترات زمنية متتابعة عادة ما تكون متساوية الطول (شعراوي، 2005، ص. 5). بمعنى انها مجموعة من المشاهدات مرتبة وفق حدوثها في الزمن (السنة، الفصل، الشهر، الأسبوع، اليوم: أي وحدة الزمنية) وبالتالي هي سجل تاريخي يتم اعتماده لبناء توقعات مستقبلية. وأيضا هي قياسات المحصل عليها لهذه الظاهرة بصورة منتظمة عبر فترات زمنية. ومن الأمثلة على بيانات السلاسل الزمنية، حجم مبيعات سلعة ما سنويا او دوريا او شهريا....، حجم صادرات بلد ما سنويا.......، سعر اقفال سهم ما في بورصة يوميا.......، تتبع تساقط الامطار في منطقة ما خلال يوم واحد......

2.1. البيانات المقطعية Cross-Sectional Data

البيانات المقطعية هي التي توضح القياسات التي يأخذها متغير ما بالنسبة لمفردات عينة ما عند نقطة زمنية معينة. مثال ذلك بيانات خاصة بدخول عينة من المستهلكين عند نقطة زمنية معينة، او الدخل القومي لمجموعة من دول العالم في سنة معينة. وتوضح البيانات المقطعية بذلك مدى تغير قيمة متغير ما من مفردة لأخرى عند نفس النقطة من الزمن (محمد وآخرون، 2015، ص. 49). من الأمثلة على ذلك، بيانات خاصة بالاستهلاك عند نقطة زمنية معينة ....

3.1. البيانات المقطعية المجمعة Pooled Cross Sections Data

وتسمى بحزم البيانات Panel Data. تحتوي البيانات المقطعية المجمعة على مزيج بين بيانات السلسلة الزمنية والبيانات المقطعية، فهي تعطي بيانات عن مجموعات مختلفة من المفردات عبر سلسلة زمنية (صافي، 2015، ص ص.26-27). فمثلا قيام احدى المؤسسات باجراء 03 مسوح حول الاسر الفقيرة في بلد ما وذلك خلال السنوات التالية: 2017، 2018، 2019. حيث انه في سنة 2017 تم اختيار عينة من الاسر لاجراء المسح المطلوب حول متغيرات مثلا الدخل، الادخار، حجم الاسرة، عدد العاطلين عن العمل. وهكذا

في سنة 2018 تم اخذ **عينة جديدة** من الاسر وتم جمع بيانات حول نفس متغيرات المسح السابق، وهكذا في سنة 2019.

من اهم مايميز البيانات المقطعية المجمعة خلال فترة زمنية معينة انها تعتبر طريقة فعالة لتحليل تأثيرات سياسة جديدة للحكومة على الوضع الاقتصادي خلال الفترة الزمنية التي تم اجراء المسح خلالها.

4.1. البيانات الطويلة المجمعة Longitudinal Data

تحتوي البيانات الطولية على مزيج من بيانات السلسلة الزمنية والبيانات المقطعية فهي تعطي مجموعة من المفردات عبر سلسلة زمنية. أي انها تحتوي على سلسلة زمنية لكل بيانات مقطعية عن كل مفردة في العينة موضع الدراسة. مثلا قيام احدى الشركات باجراء مسح حول الاسر الفقيرة في بلد ما خلال 03 سنوات: 2017، 2018، 2019. حيث تم اختيار **نفس المسح** المطلوب حول متغيرات معينة مثلا الدخل، حجم السرة، عدد العاطلين عن العمل لافراد الاسرة.

ومن اهم مايميز البيانات الطويلة المجمعة عن البيانات المقطعية المجمعة هو انه نفس المفردة (الاسرة في هذا المثال) تم متابعتها خلال الفترة الزمنية 2017 حتى سنة 2019 (صافي، 2015، ص. 28).

5.1. البيانات التجريبية Experimental Data

توجد هنالك بعض المحاولات من قبل بعض الباحثين الاقتصاديين لاجراء تجارب يحصلون من خلالها على بيانات اقتصادية، ومن الامثلة عن هذه المحاولات تلك التي تجري في محلات السوبر ماركت، وفي مثل هذه الحالات يتم تغيير سعر سلعة ما او سعر سلعة بديلة (مكملة) كل أسبوع مرة مع تثبيت كل العوامل الأخرى التي يمكن التحكم فيها بالمحل، ثم يتم تسجيل الكميات المطلوبة من قبل العملاء من السلعة المعينة في كل أسبوع عند الأسعار المختلفة (محمد وآخرون، 2015، ص ص. 49-50).

وتختلف بيانات السلسلة الزمنية عن البيانات التجريبية وبيانات الحصر في ثلاث نقاط أساسية وهي (شعراوي، 2005، الصفحات 6-7):

1- تأخذ بيانات السلسلة الزمنية على فترة زمنية طويلة نسبيا يعتقد انها تؤثر على الظاهرة او المتغير موضع الدراسة، بينما تأخذ البيانات التجريبية او بيانات الحصر (المسح) عند نقطة زمنية معينة او على الاكثر في فترة زمنية قصيرة يعتقد انها لا تؤثر بشكل معنوي على الظاهرة او المتغير موضع الدراسة وعادة ما تسمى هذه البيانات بالبيانات المقطعية Cross Sectional Data.

2- يتم دراسة السلسلة الزمنية عادة بمعزل عن العوامل الاخرى –بخلاف الزمن- التي قد تؤثر عليها وعن الظواهر الأخرى التي قد ترتبط معها في علاقة إحصائية.

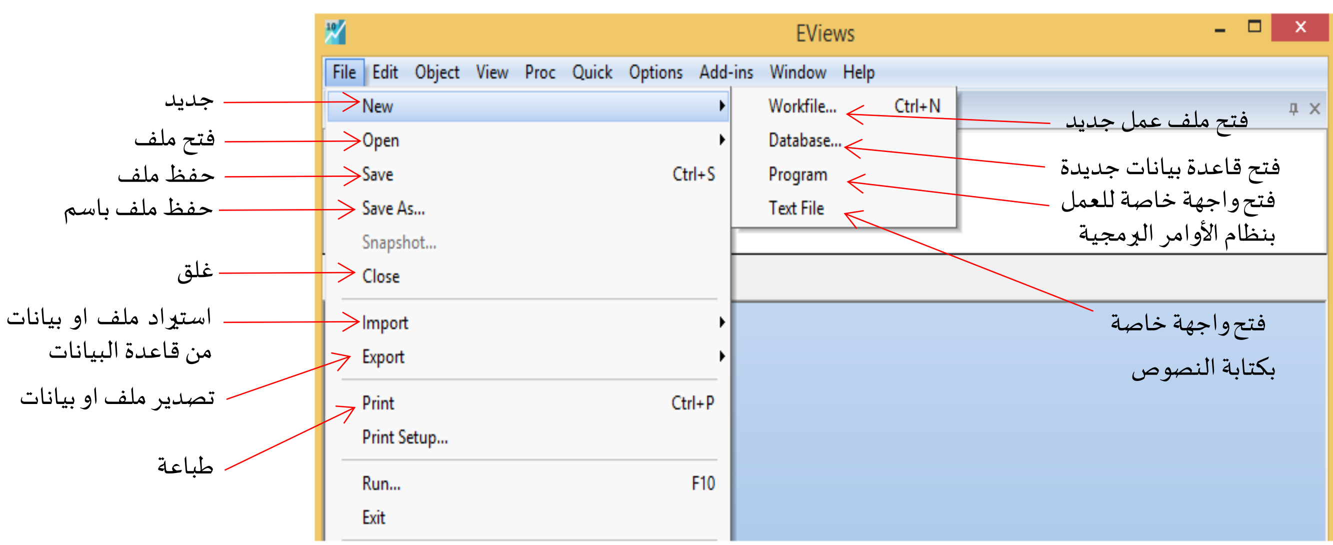
3- عادة ما تكون مشاهدات السلسلة الزمنية مرتبطة ببعضها البعض، ويأخذ الارتباط بين هذه المشاهدات اشكالا وانماطا عديدة تختلف باختلاف طبيعة الظاهرة، ومن ثم فان ترتيب المشاهدات في السلاسل الزمنية ذو أهمية خاصة ولذلك فان معظم الأساليب التي تستخدم في تحليل البيانات التجريبية او بيانات الحصر لا تكون صالحة لتحليل السلاسل الزمنية وبالتالي لابد من ابتكار وتطوير أدوات وأساليب خاصة لتحليل السلاسل الزمنية.

2. ادخال البيانات

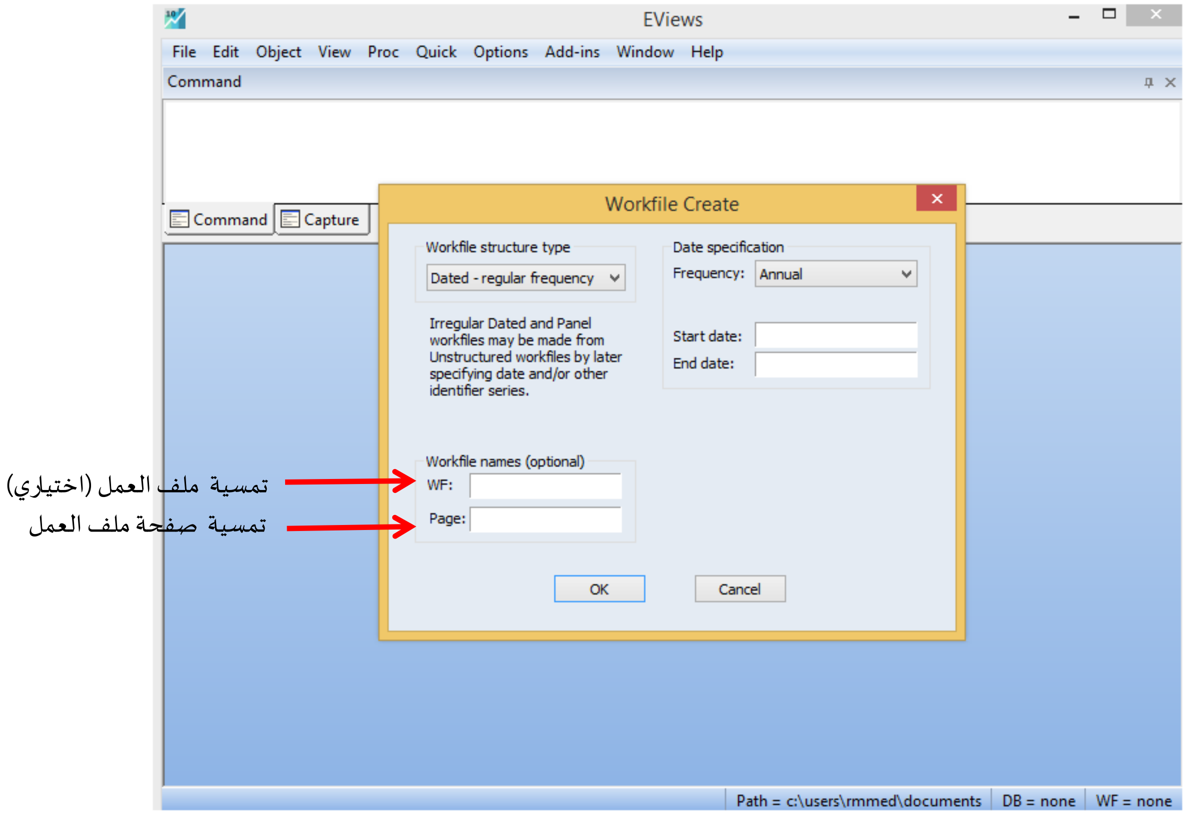
نعمل في هذا الشق على ادخال أنواع البيانات المختلفة التي حددناها سابقا في برنامج EViews والتي ستكون كمايلي:

1.2. انشاء ورقة عمل Workfile

تتضمن قائمة File مجموعة من الأوامر الخاصة لاجل انشاء صفحة عمل جديدة او فتح ملف وحفظه بالإضافة الى استيراد او تصدير ملف من والى البرنامج، كما تحتوي هذه القائمة على مجموعة من الخيارات وهي:



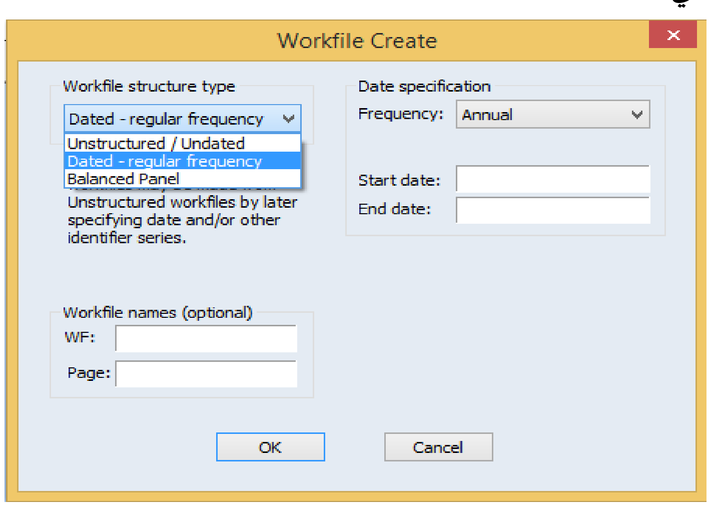
فلأجل انشاء ملف عمل جديد يتوجب استخدام الامر الاتي: File ⟶ New ⟶ Workfile. او استخدام الامر المختصر CTRL + N فيظهر لنا مربع الحوار التالي:



هناك في اقصى يسار المربع الحواري أسفل Workfile structure type ثلاث اختيارات هي:

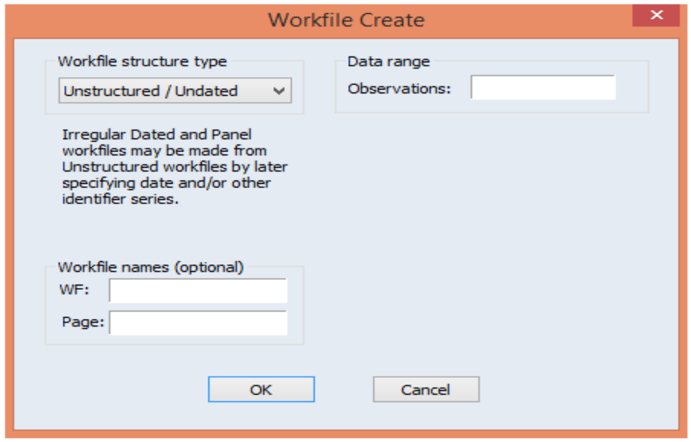
Unstructured/undated	يسخدم مع جميع البيانات الاخرى غير نظامية ومؤرخة وخاصة البيانات المقطعية
Dated - regular frequency	يسخدم مع بيانات السلاسل الزمنية، أي المؤرخة
Balanced Panel	يسخدم مع البيانات الطويلة المجمعة

والموضحة في الشكل الاتي:



نوع بنية ملف العمل Workfile structure type تنقسم الى 03:

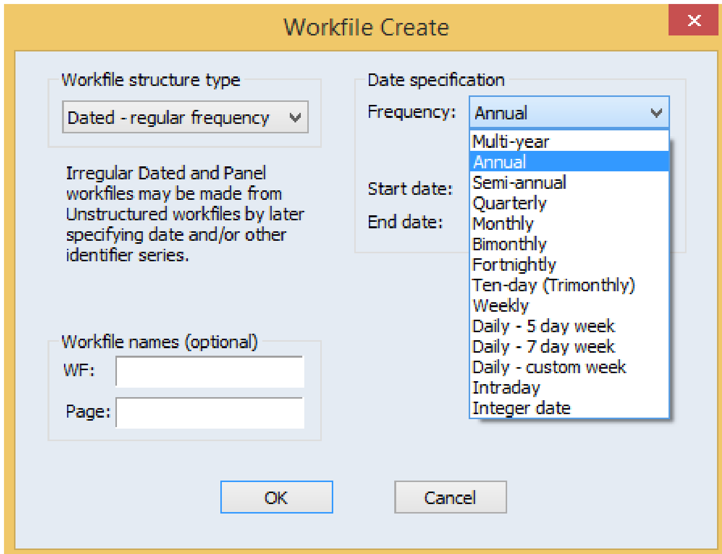
1. النوع الأول: يسخدم مع جميع البيانات الاخرى غير المؤرخة وخاصة البيانات المقطعية، فعند تحديد هذا النوع نجد فقط خيار واحد للقائمة المسندة الخاصة بنطاق البيانات Data specification، الذي هو تحديد عدد المشاهدات Obsarvations المراد إدخالها والموضح كمايلي:



2. النوع الثاني: يسخدم مع بيانات السلاسل الزمنية، أي المؤرخة، فعند الضغط على القائمة المسندة الخاصة بخصائص البيانات Data specification، أي تردد البيانات Frequency فانه يظهر لدينا خيار المشاهدات حسب المدة الزمنية الممكن اختيارها ومنها:

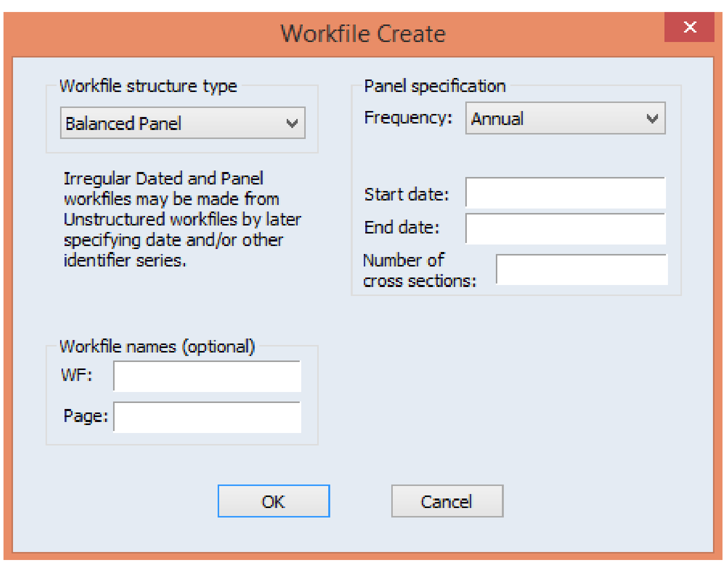
Multi-year	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات متعددة السنوات (يوفرها برنامج EViews ابتداءً من سنتين الى 10 سنوات و20 سنة)
Annual	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات سنوية
Semi- annual	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات نصف سنوية
Quarterly	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات فصلية
Monthly	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات شهرية
Bimonthly	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات نصف شهرية (كل شهر تكون مشاهدتين)
Fortnight	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات كل 15 يوم (كل شهر تكون 03 مشاهدات)
Ten-day (Trimonthly)	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات كل 10 أيام (كل شهر تكون 03 مشاهدات)
Weekly	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات أسبوعية
Daily-5 day week	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات يومية باستثناء يومين في الاسبوع
Daily-7 day week	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات يومية
Daily-custom week	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات مخصصة أسبوعيا واستثناء أيام أخرى اسبوعيا
Intraday	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات خلال اليوم (بالساعات او الدقائق او الثواني)
Integer date	لإدخال مشاهدات تكون سلسلة زمنية، أي بيانات بسنوات او عدد معين من المشاهدات

والمبينة في الشكل الاتي:



ويوفر لناخانة بداية المدة Start date ونهاية المدة End date.

3. النوع الثالث: يسخدم مع البيانات المقطعية المجمعة والطويلة فعند الضغط على القائمة المسندة الخاصة بخصائص العينة Pnel specification، أي تردد البيانات Frequency فانه يظهر لدينا خيار المشاهدات حسب المدة الزمنية الممكن اختيارها وهي نفسها الخاصة ببيانات السلاسل الزمنية، مع خانة بداية المدة Start date ونهاية المدة End date وأيضا خانة عدد البيانات المدمجة بين المقاطع العرضية والسلاسل الزمنية Number of cross sections.



الآن، سنشرع في ادخال البيانات المختلفة.

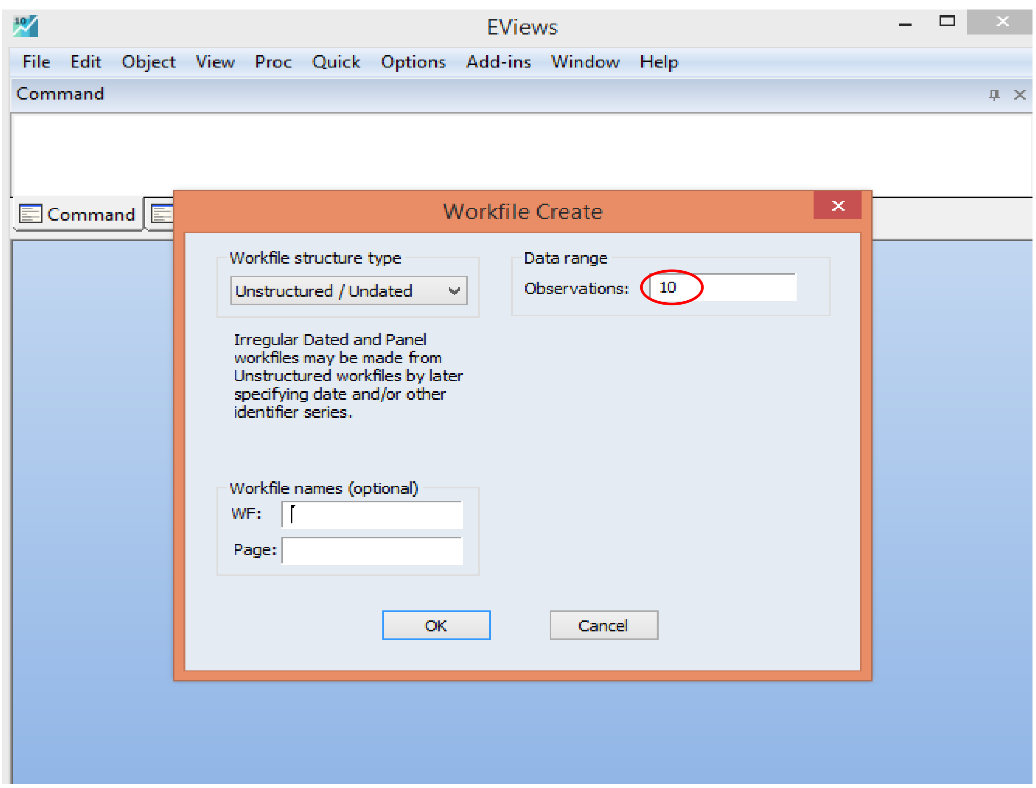
2.2. ادخال البيانات المقطعية

نأخذ المثال 1 التالي حول عينة مكونة من 10 افراد والمتعلقة بالدخل الفردي Y (بالدينار)، ونوع الجنس X_1 تأخذ (1: ذكر. 0: انثى)، عدد سنوات التعليم X_2 والمبينة في الجدول الموالي:

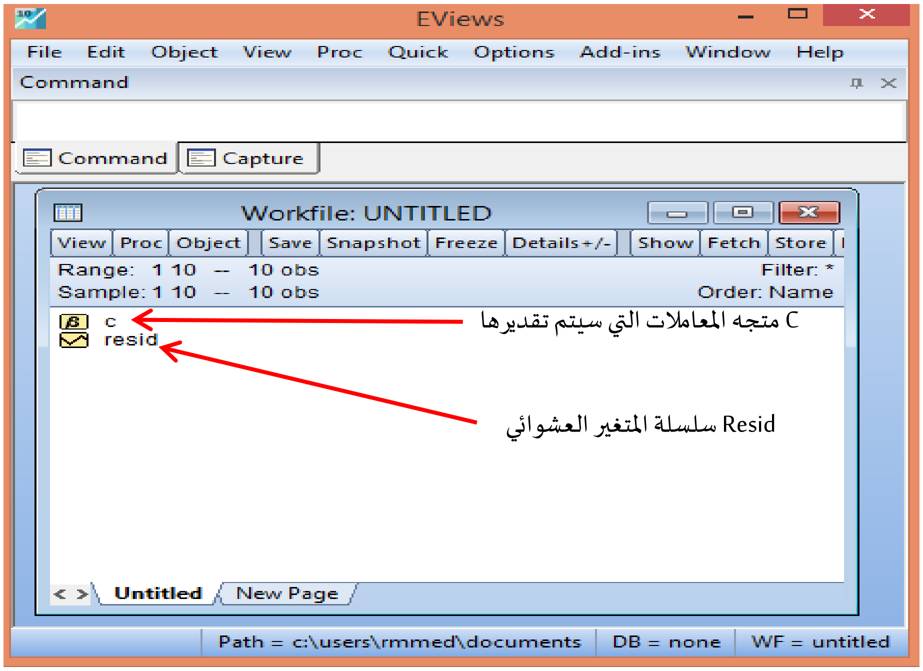
الدخل	20500	30800	36300	27100	25300	25600	45200	27200	26200	56400
الجنس	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0
التعليم	6	12	13	8	5	5	14	8	7	18

لادخال هذه المعطيات نتبع مايلي:

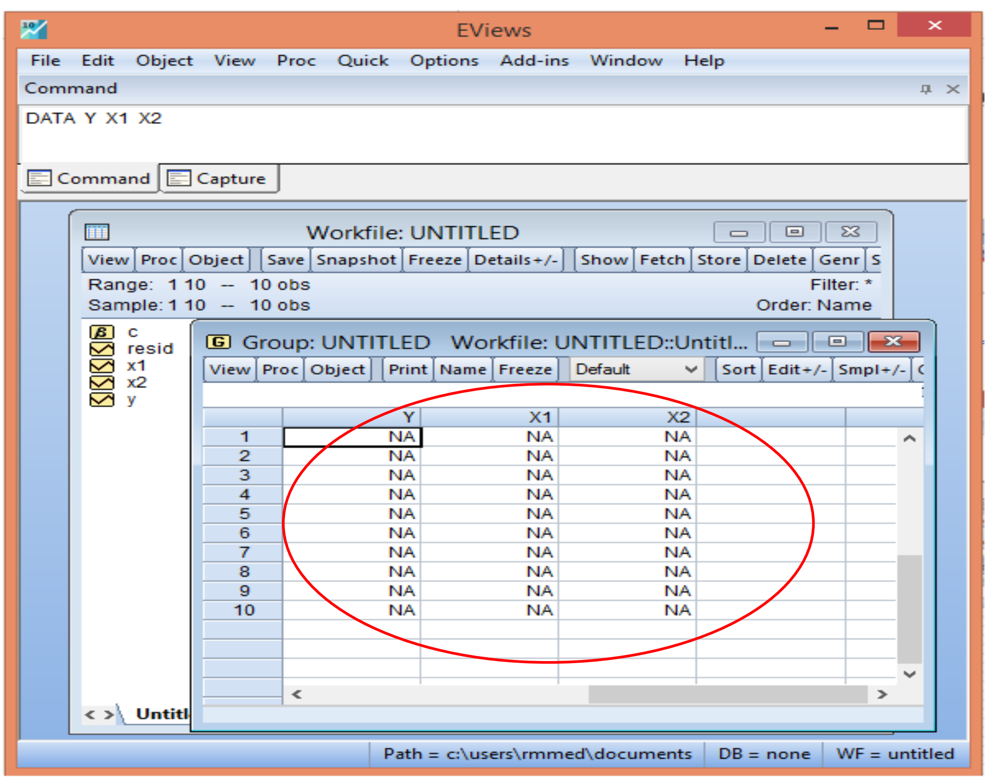
- نستخدام الامر الاتي: Workfile ⟵ New ⟵ File. او استخدام الامر المختصر CTRL + N فيظهر لنا مربع الحوار Workfile Create وفي اقصى يسار المربع الحواري أسفل Workfile structure type نجد ثلاث اختيارات، فنختار منه الامر Unstructured/Undated فتظهر النافذة الموضحة التالية:



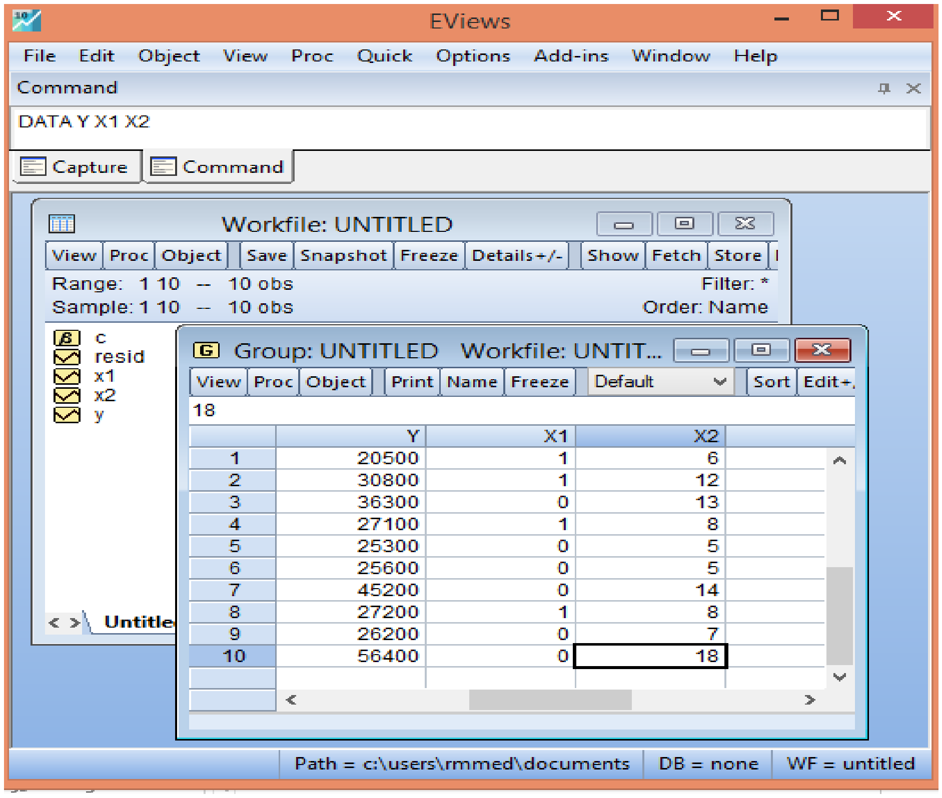
- ندخل عدد المشاهدات المكون من 10 افراد في خانة Observations ثم OK. يظهر لنا مربع الحوار التالي:



- توجد **عدة طرق لادخال البيانات**، فمثلا نبدأ بكتابة الامر DATA في نافذة الأوامر متبوعا باسم المتغيرات وليكن في مثالنا: DATA Y X1 X2 مع ترك مسافة بينهم والضغط على Enter فتظهر لنا النافذة الموضحة التالية:

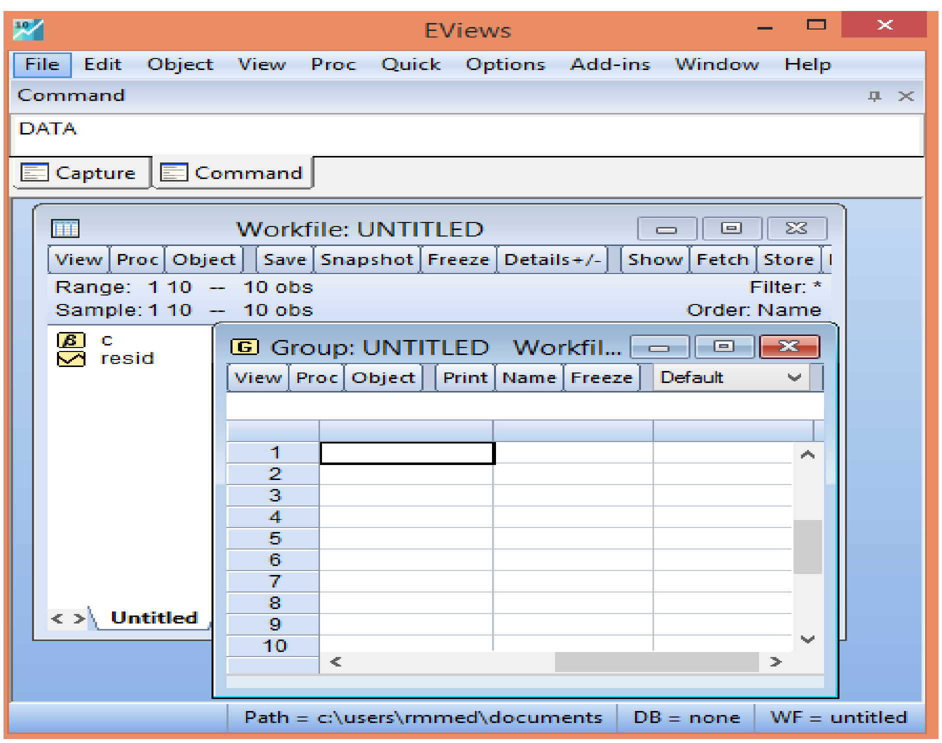


- ندخل بيانات المتغيرات: Y X1 X2 فنتحصل على النافذة الموضحة في الشكل التالي:

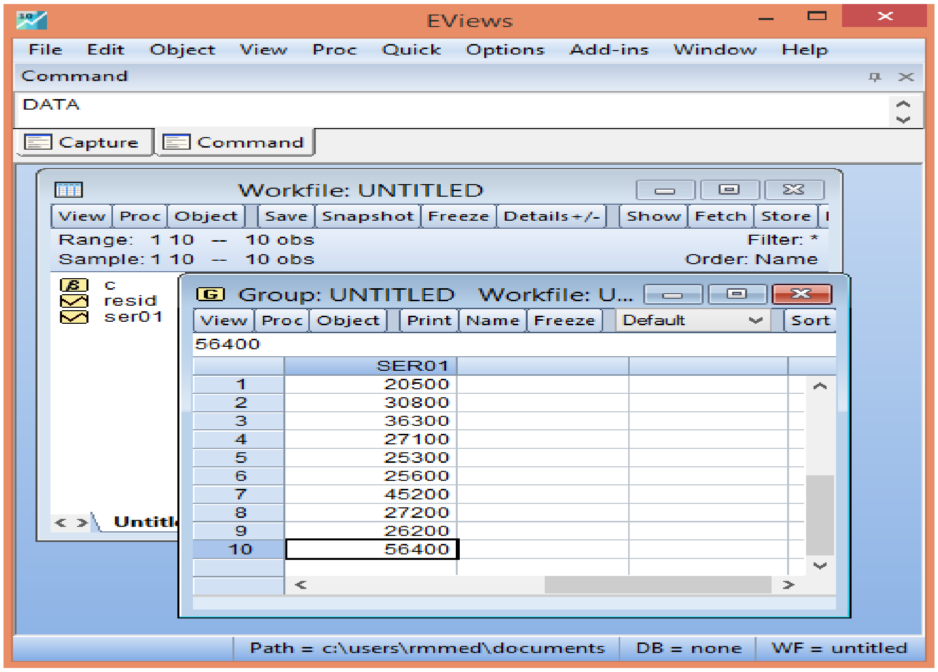


- نقوم بحفظ الملف عن طريق الامر Save او Save As من قائمة View.

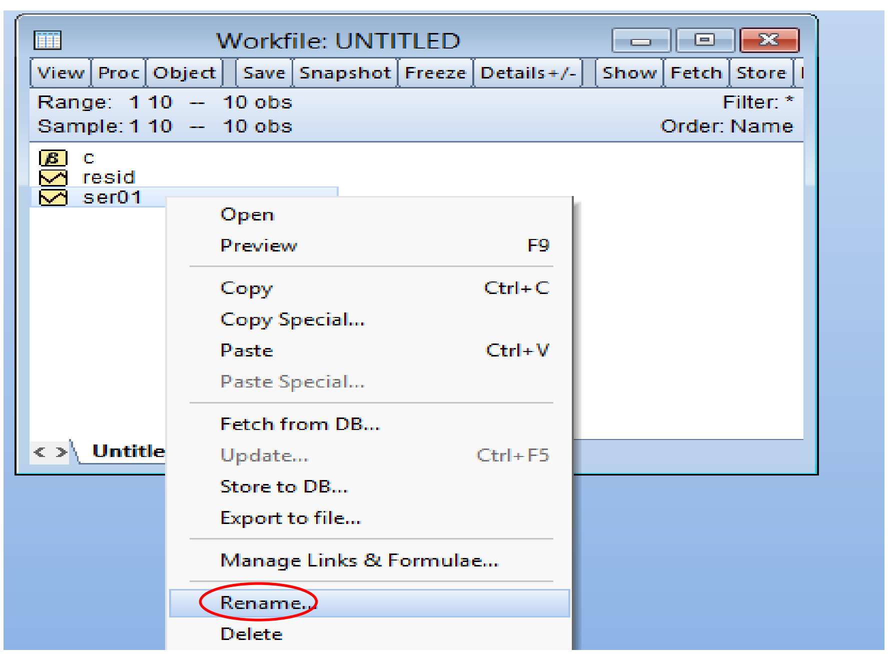
كذلك هناك طريقة اخرى لادخال البيانات، تتمثل في كتابة الامر DATA في نافذة الأوامر والضغط على Enter فتظهر لنا النافذة الموضحة التالية:

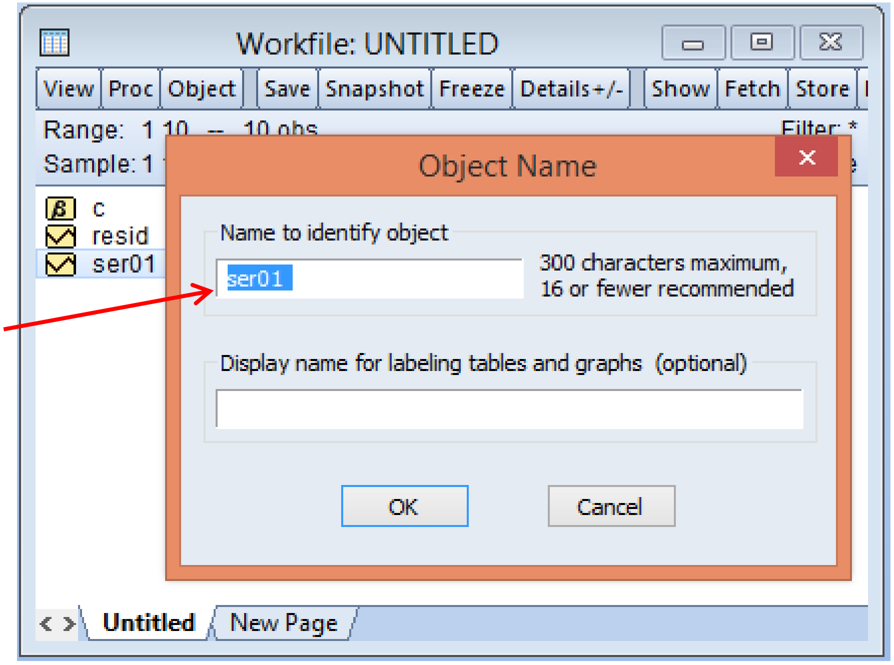


- ندخل بيانات المتغير Y فنحصل على النافذة الموضحة في الشكل التالي:



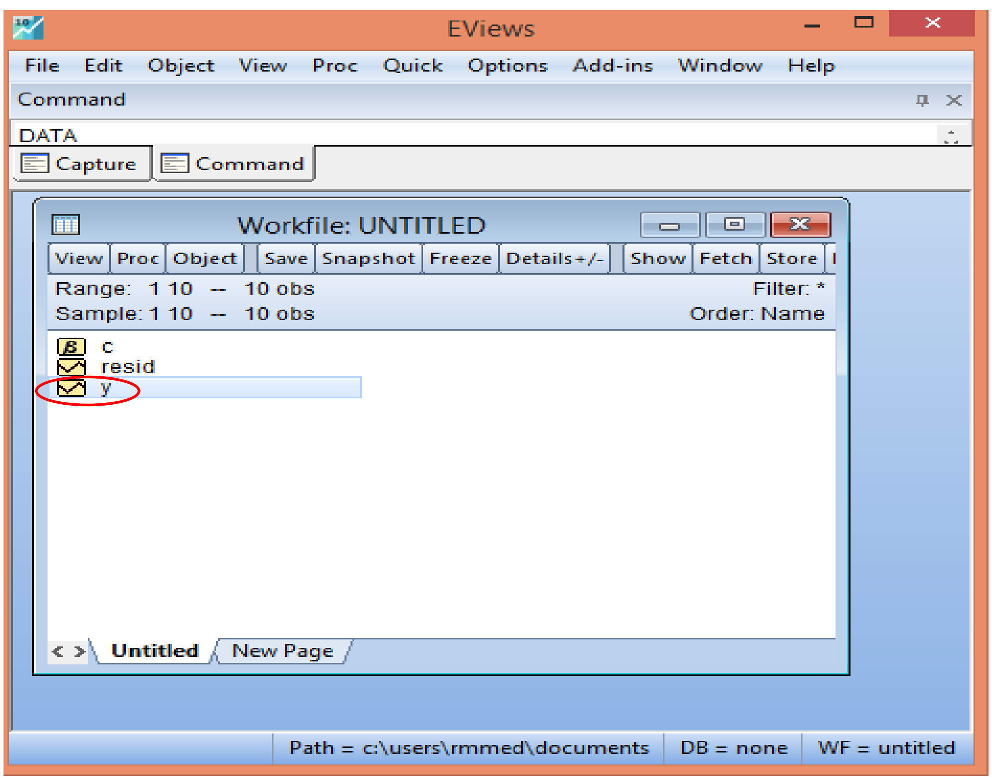
- يمكنك إغلاق نافذة المتغير بالنقر فوق علامة "x" الموجودة على الحافة اليمنى بعد ادخال بياناته فيظهر لنا ملف لونه اصفر اسمه ser01، نقوم بإعادة تسميته بالضغط بيمين الماوس واختيار الامر إعادة تسمية Rename ونسميه بـ Y ثم الضغط على OK. او بالضغط مباشرة على الزر F2 من لوحة المفاتيح بعد التحديد على الملف وإعادة تسميته بـ Y ثم الضغط على OK. او قبل اغلاق النافذة ننقر فوق Name ونسميه بـ Y ثم الضغط على OK.





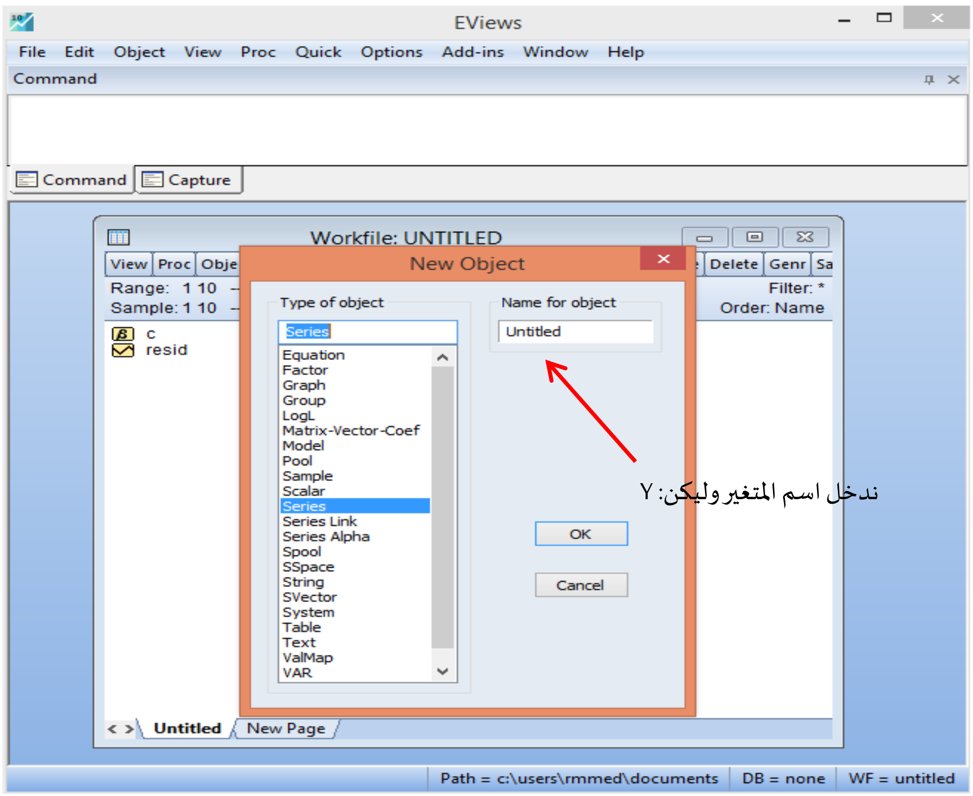
تمسية ser01 بـ: Y

والضغط على OK

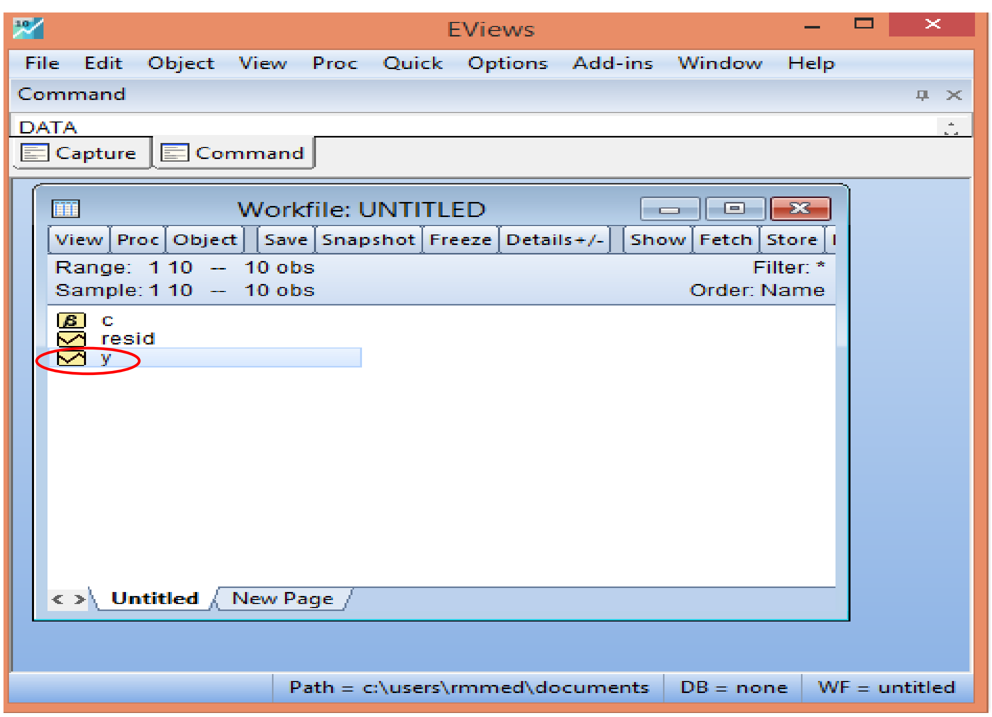


- يمكن العمل بنفس الطريقة لادخال باقي المتغيريين X2 X1 وحفظ ملف العمل عن طريق الامر Save او Save As من قائمة View.

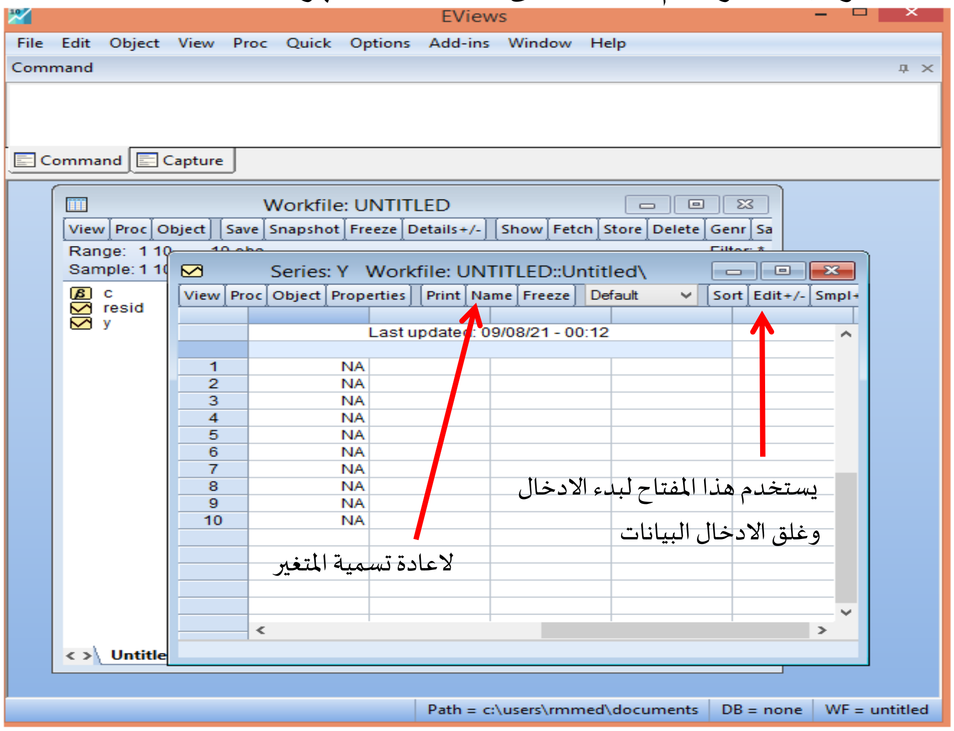
طريقة اخرى ايضا لادخال البيانات، فنختار Objects/New Object من القائمة الرئيسة او من قائمة ملف العمل Workfile فستظهر لنا نافذة جديدة New Object فيها عدد من الخيارات كما في الشكل التالي:



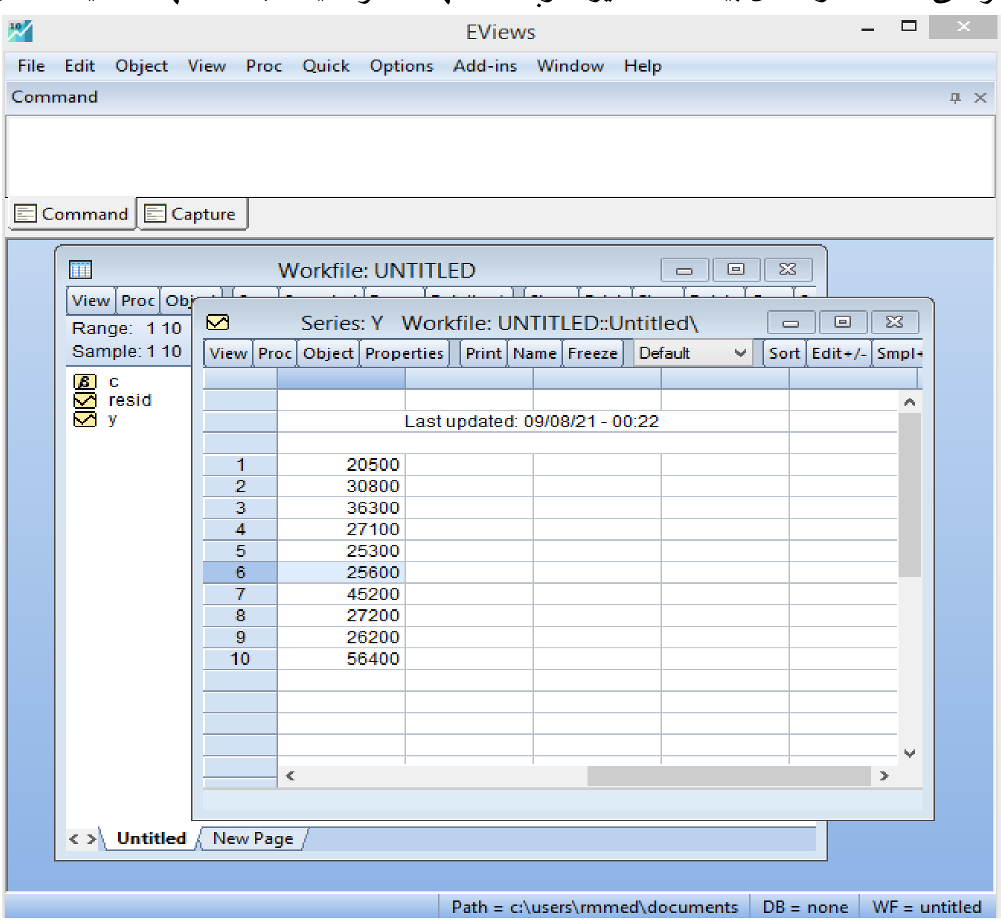
- نختار سلسلة Series ثم الضغط على OK عندها تظهر لنا النافذة التالية:



- نفتح الملف الملون بالاصفر Y ثم الضغط على OK عندها تظهر لنا النافذة التالية:

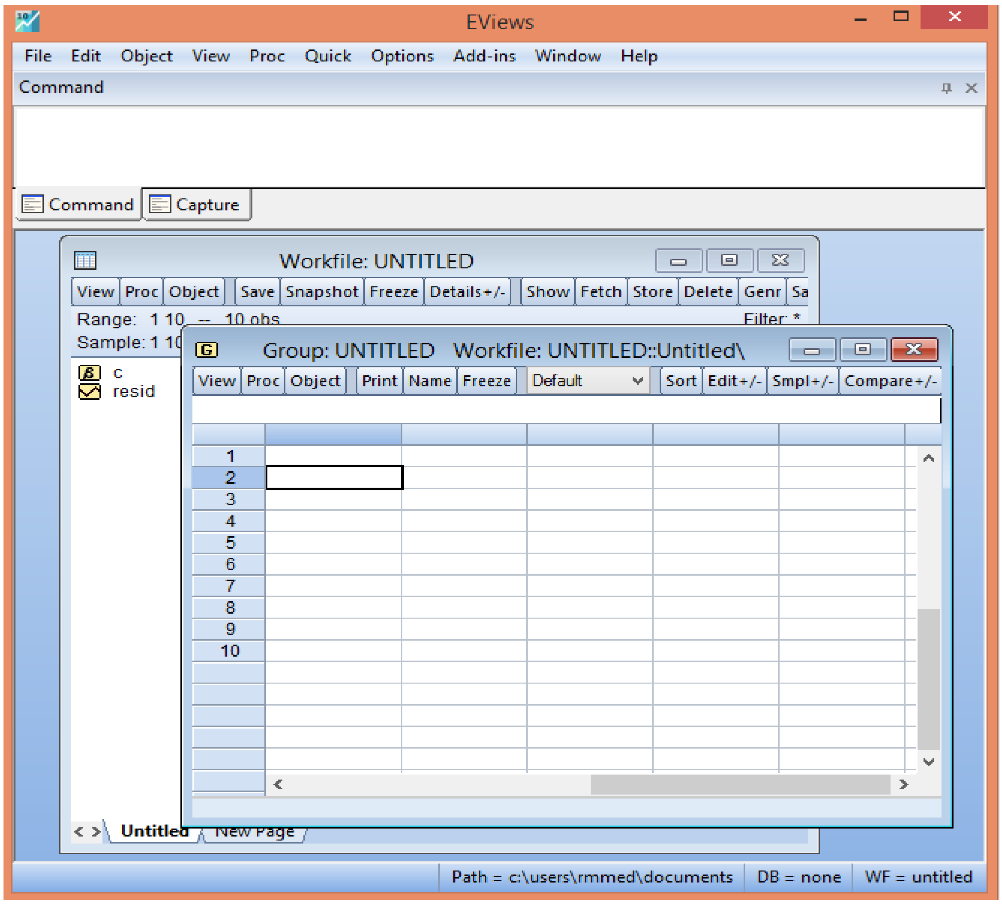


- ننقر على -/+Edit وندخل بيانات المتغير Y وبعد الانتهاء ننقر عليه مجددا لانهاء عملية ادخال البيانات:

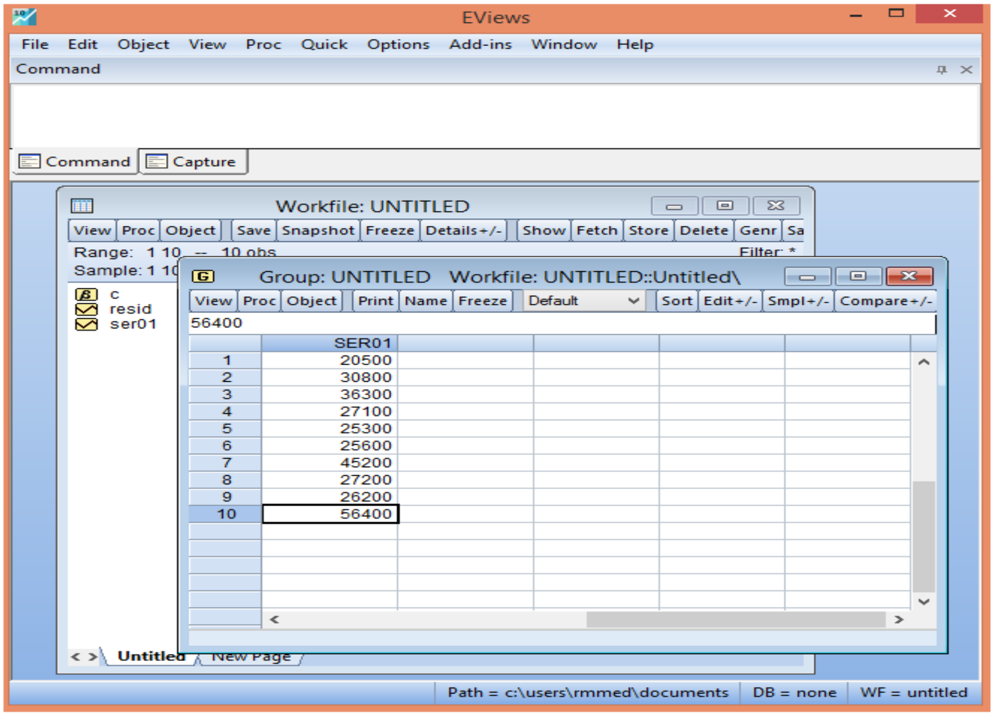


- يمكنك إغلاق نافذة المتغير بالنقر فوق علامة "x" الموجودة على الحافة اليمنى.
- يمكن العمل بنفس الطريقة لادخال باقي المتغيرين X1 X2 وحفظ ملف العمل عن طريق الامر Save او Save As من قائمة View.

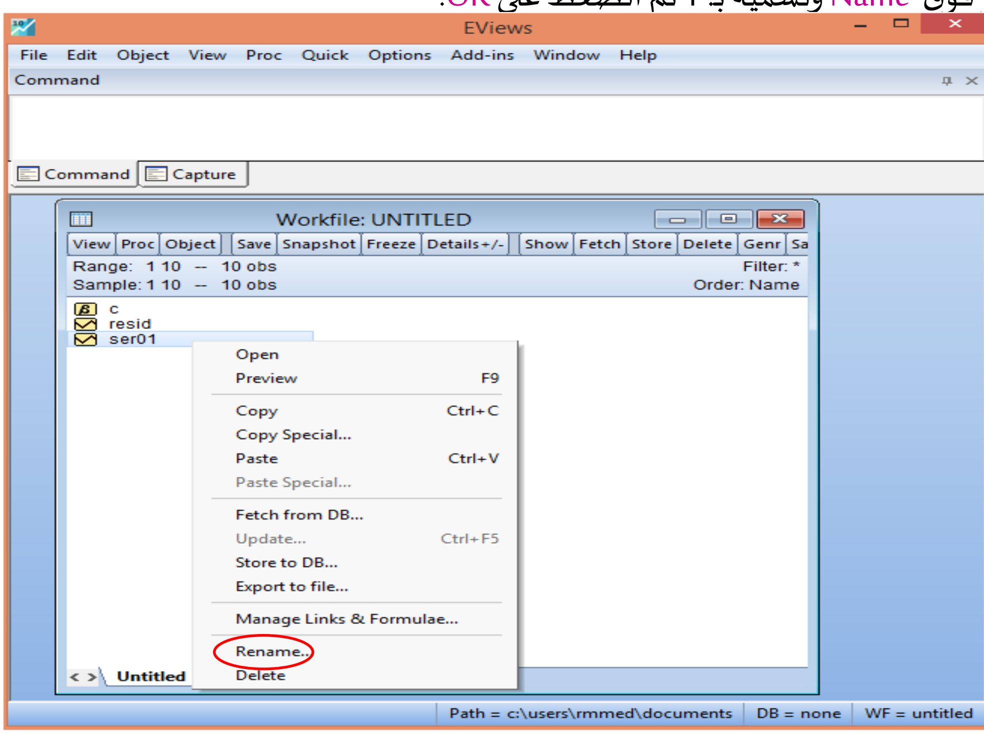
طريقة إضافية اخرى ايضا لادخال البيانات، نختار Quick/Empty Group (Edit series) من القائمة الرئيسة فستظهر لنا نافذة جديدة Group كما في الشكل التالي:

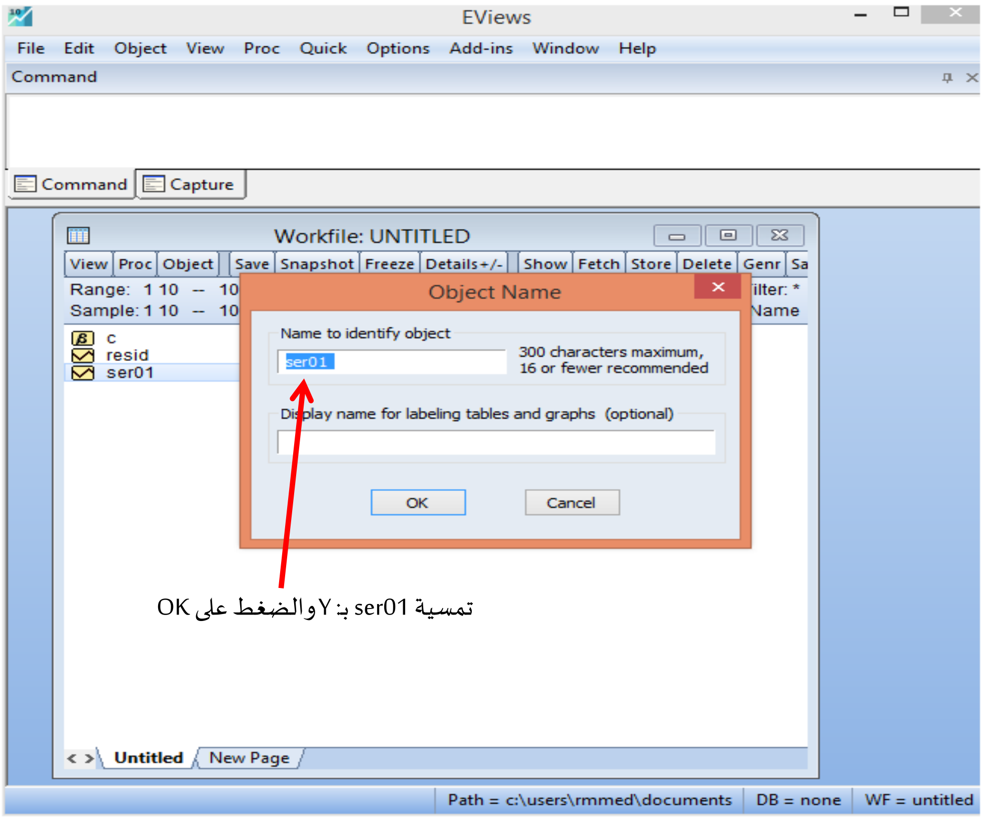


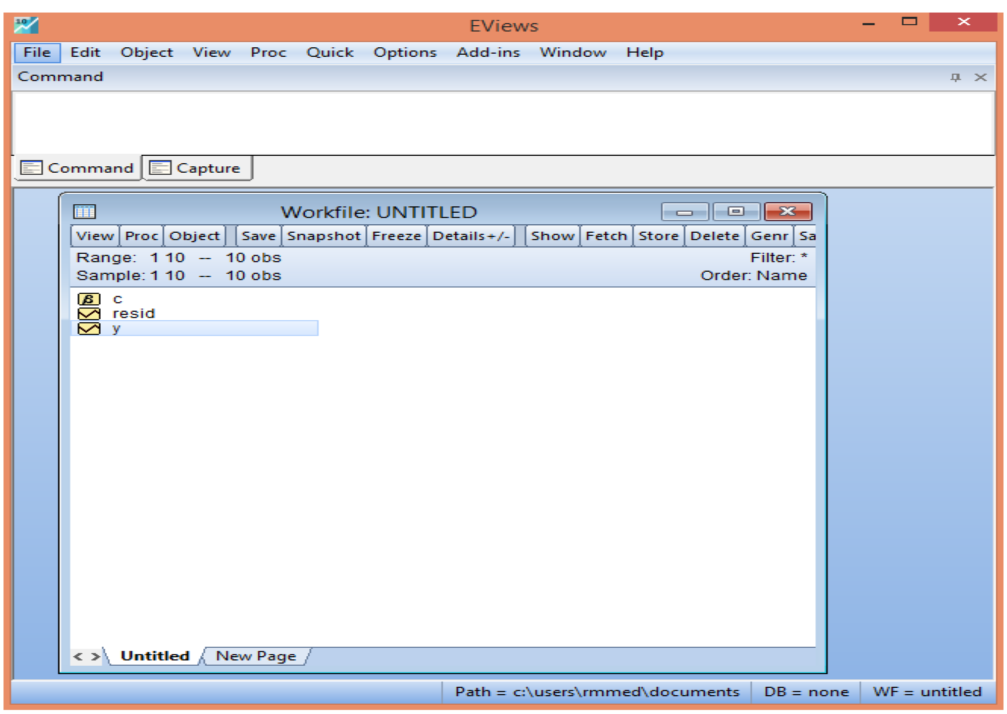
- ندخل بيانات المتغير Y فنحصل على النافذة الموضحة في الشكل التالي:



- يمكنك إغلاق نافذة المتغير بالنقر فوق علامة "x" الموجودة على الحافة اليمنى بعد ادخال بياناته فيظهر لنا ملف لونه اصفر اسمه ser01، نقوم بإعادة تسميته بالضغط بيمين الماوس واختيار الامر إعادة تسمية Rename ونسميه بـ Y ثم الضغط على OK. او بالضغط مباشرة على الزر F2 من لوحة المفاتيح بعد التحديد على الملف وإعادة تسميته بـ Y ثم الضغط على OK. او قبل اغلاق النافذة ننقر فوق Name ونسميه بـ Y ثم الضغط على OK.





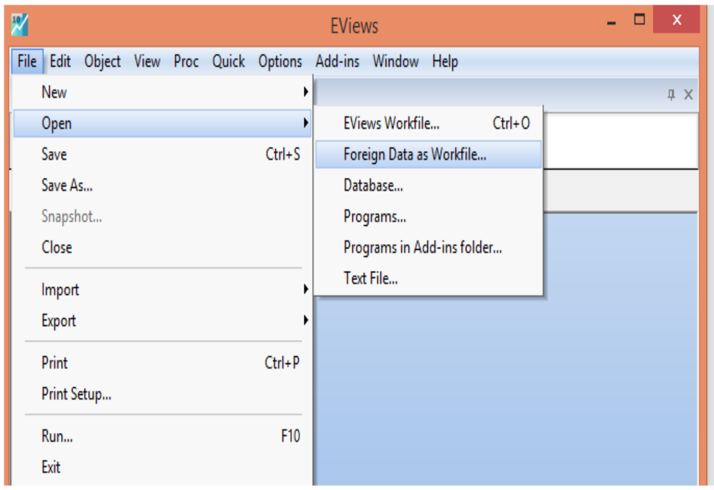


- يمكن العمل بنفس الطريقة لادخال باقي المتغيرين X1 X2 وحفظ ملف العمل عن طريق الامر Save او Save As من قائمة View.

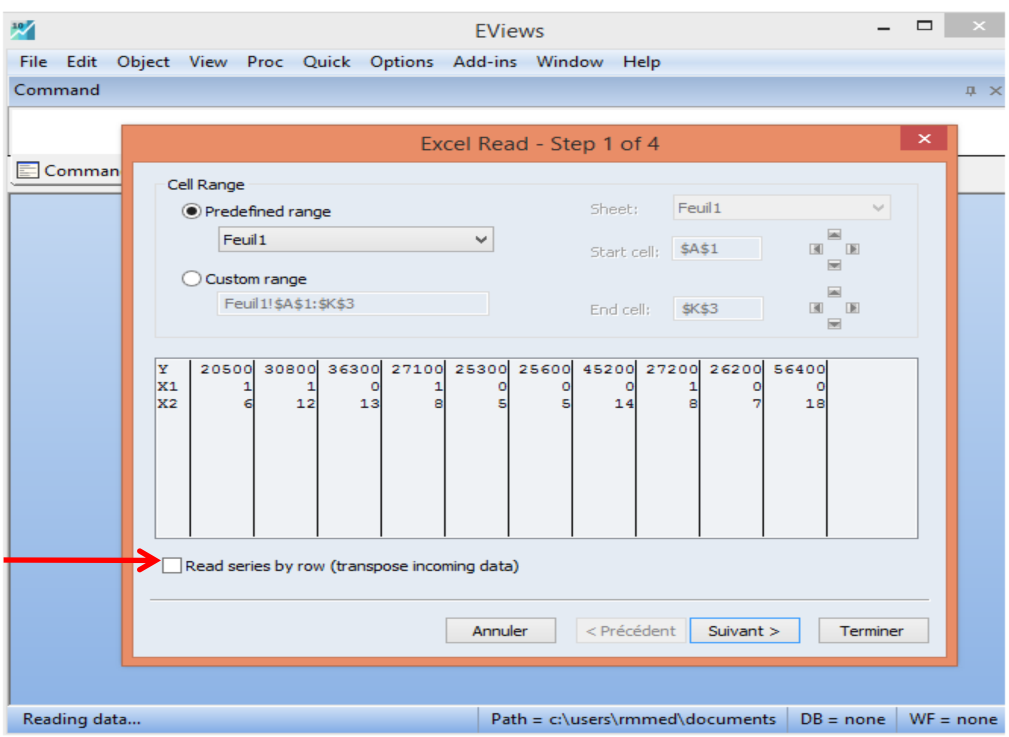
- **ملاحظة:**

- في كل الطرق عندما تظهر لنا نافذة ادخال البيانات يمكن عمل لصق القيم من برنامج Excel او غيره لادخالها عن طريق الماوس او لوحة المفاتيح CTRL+V.
- كذلك إذا كانت البيانات مخزنة في ملف Excel يمكن إدخالها باتباع الخطوات التالية:

- نختار من قائمة New الايعاز Open ثم Foreign Data as Workfile كما هو مبين في الشكل ادناه:

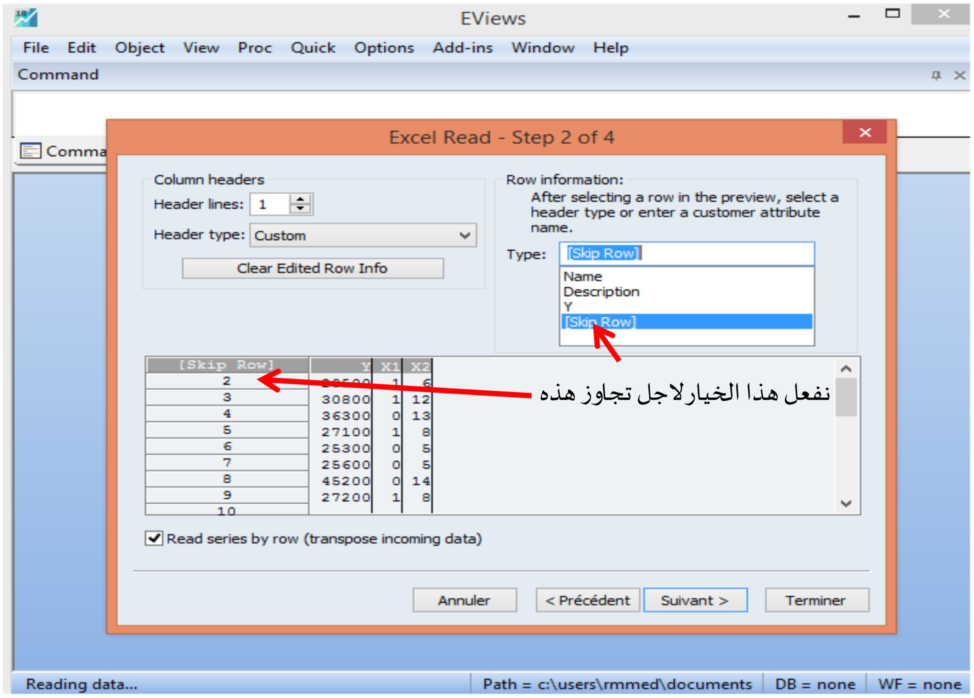


- بعد الضغط على الايعاز Foreign Data as Workfile سيظهر لنا مربع حوار يسأل عن مكان ملف البيانات، فنحدده له بفتح الملف كما يظهر في الشكل ادناه:

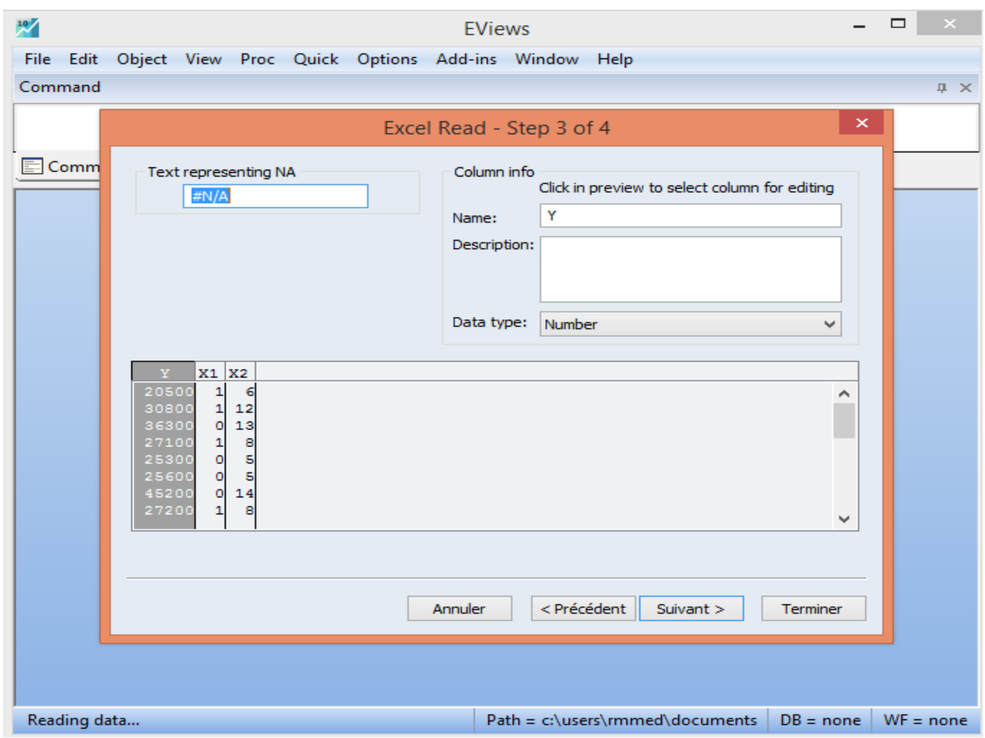


نفعل هذا الخيار لجعل الاسطر على شكل اعمدة

- نضغط على Suivant، فنحصل على المربع الحواري التالي:

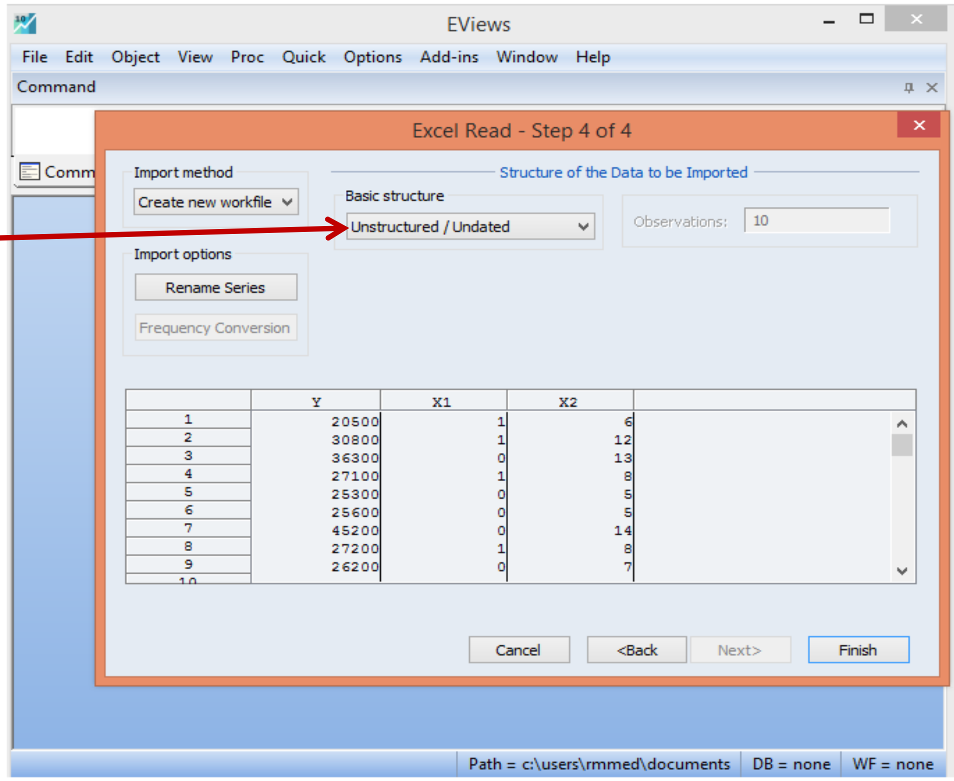


- نضغط على Suivant، فنحصل على الشكل التالي:

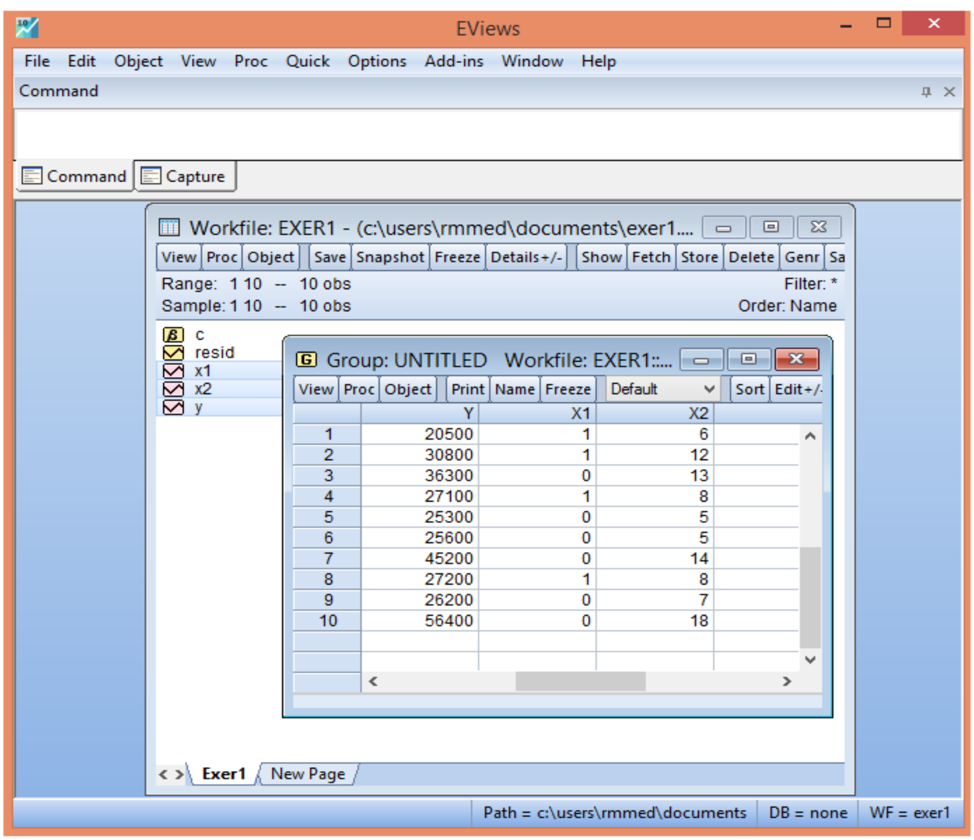


- نضغط من جديد على Suivant، فنحصل على الشكل التال:

تحدد نوع البيانات



▪ نضغط على Finish، فنحصل على الشكل التالي:



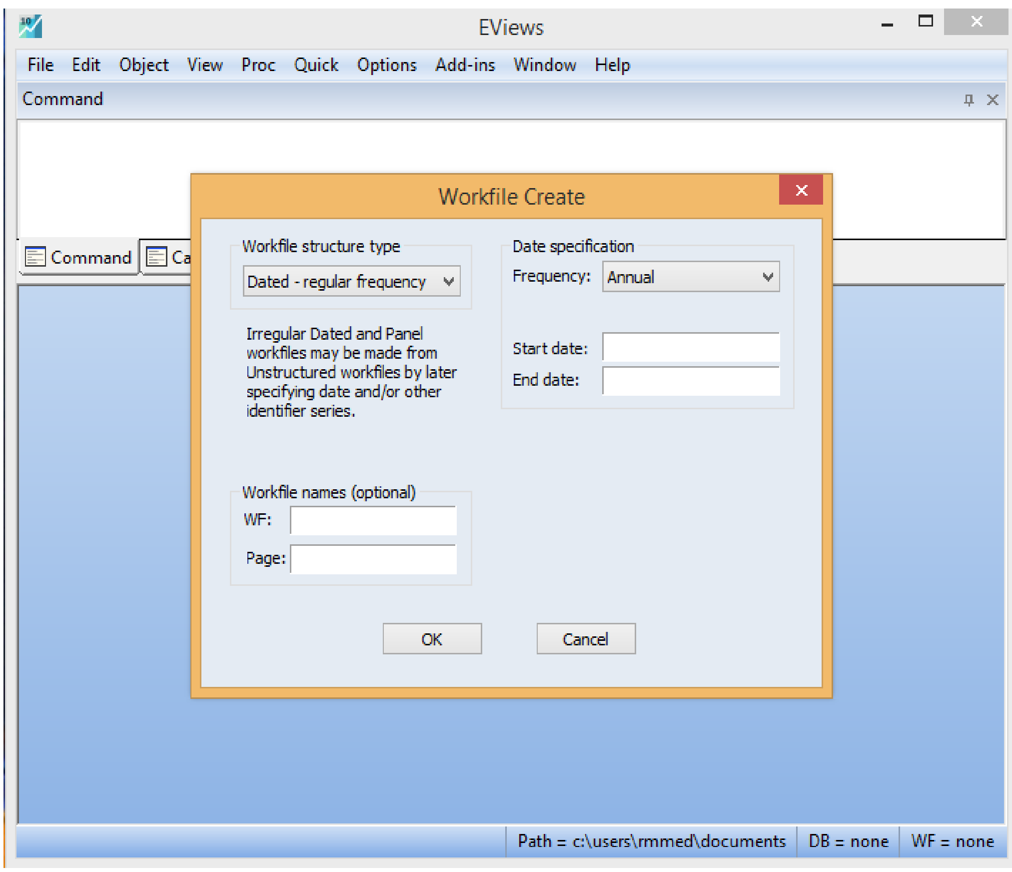
3.2. ادخال بيانات السلاسل الزمنية

نأخذ المثال 2 الموالي، والذي يوضح تطور قيم الصادرات X السنوية بالدولار الأمريكي لاقتصاد بلد ما:

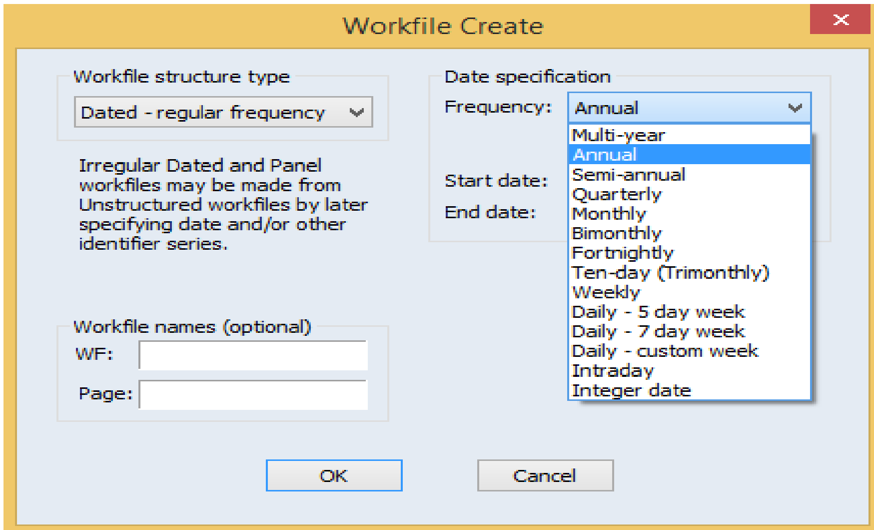
السنوات	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
الصادرات (مليار$)	65.3	66.7	68.0	50.2	45.9	40.8	40.2	35.7	30.5	28.9	10.3

لادخال هذه المعطيات نتبع الخطوات الآتية:

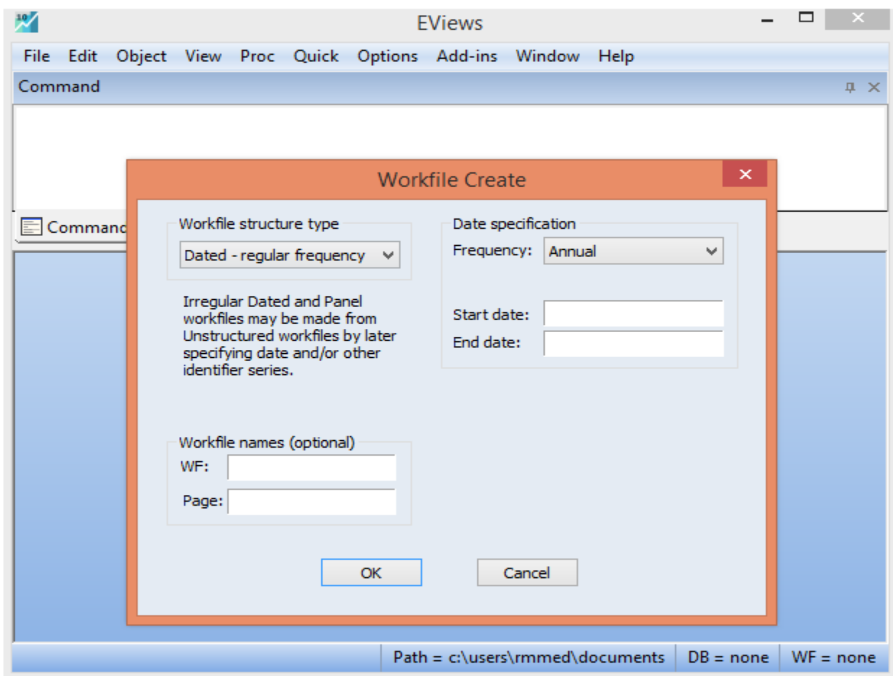
- نستخدام الامر الاتي: File → New → Workfile. او استخدام الامر المختصر CTRL + N فيظهر لنا مربع الحوار Workfile Create وفي اقصى يسار المربع الحواري أسفل Workfile structure type نجد ثلاث اختيارات، فنختار منه الامر Dated - regular frequency فتظهر النافذة الموضحة التالية:



عند الضغط على القائمة المسندة الخاصة بخصائص البيانات Data specification، أي تردد البيانات Frequency فانه تظهر لدينا عدة خيارات حسب المدة الزمنية هي:



نوضح بعض الإجراءات الخاصة بالمدة الزمنية التي ندخلها في خانة بداية المدة Start date ونهاية المدة End date:



بالنسبة للبيانات متعددة السنوات Multi-year والبيانات السنوية Annual والنصف السنوية Semi- annual

يتم كتابة بداية المدة على شكل سنة في بداية المدة ونهاية السنة في نهاية المدة. مع حالة خاصة إذا كانت البيانات نصف سنوية تبدأ مثلا من السداسي الثاني لسنة 2010 وتنتهي في السداسي الأول سنة 2020، فان الامر هنا يكون كالاتي:

Start date: [2010:2]

End date: [2020:1]

يمكن وضع نقطة (.) او (/) او فراغ ( ) بدل النقطتين (:)

بالنسبة للبيانات الفصلية Quarterly والبيانات الشهرية Monthly

في هذه الحالة نكتب في خانة بداية المدة السنة ثم نقطة (.) او نقطتين (:) او (/) او فراغ ( ) ثم ترتيب الفصل بالنسبة للبيانات الفصلية وترتيب الشهر بالنسبة للبيانات الشهرية الذي تبدأ به البيانات ونفس الشيء بالنسبة لنهاية المدة، فمثلا بالنسبة للبيانات الفصلية نأخذ:

Start date: [2010:1]

End date: [2020:4]

اما بالنسبة للبيانات الشهرية مثلا نأخذ:

Start date: [2010:1]

End date: [2020:12]

بالنسبة للبيانات الاسبوعية Weekly

في هذه الحالة يكون عكس ما سبق، حيث نكتب في خانة بداية المدة أولا الاسبوع ثم الشهر ثم السنة ويفصل بينهم فراغ ( ) او (/) فقط لا غير ونفس الشيء بالنسبة لنهاية المدة، فمثلا نأخذ:

Start date : [1:1:2020]

End date : [4:12 :2020]

بالنسبة للبيانات اليومية

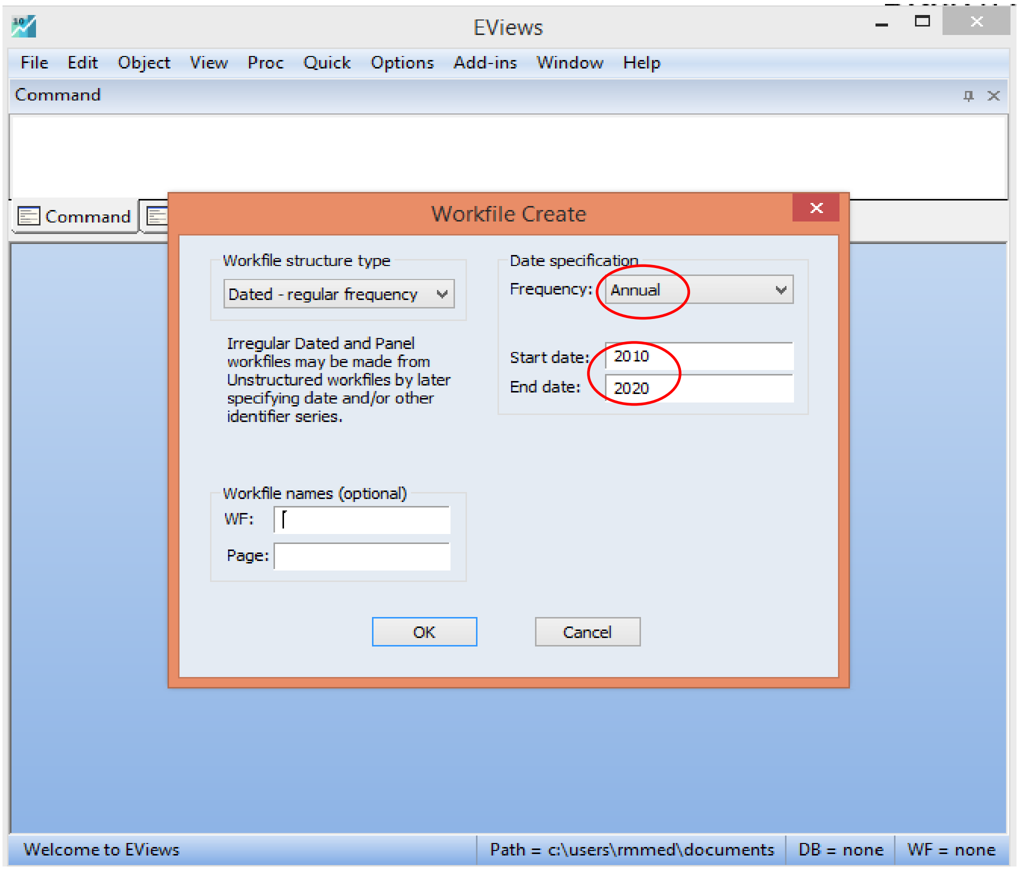
كذلك في هذه الحالة يكون عكس ما سبق، حيث نكتب في خانة بداية المدة أولا اليوم ثم الشهر ثم السنة ويفصل بينهم فراغ ( ) او (/) فقط لا غير ونفس الشيء بالنسبة لنهاية المدة، فمثلا نأخذ:

Start date : [1:1:2020]

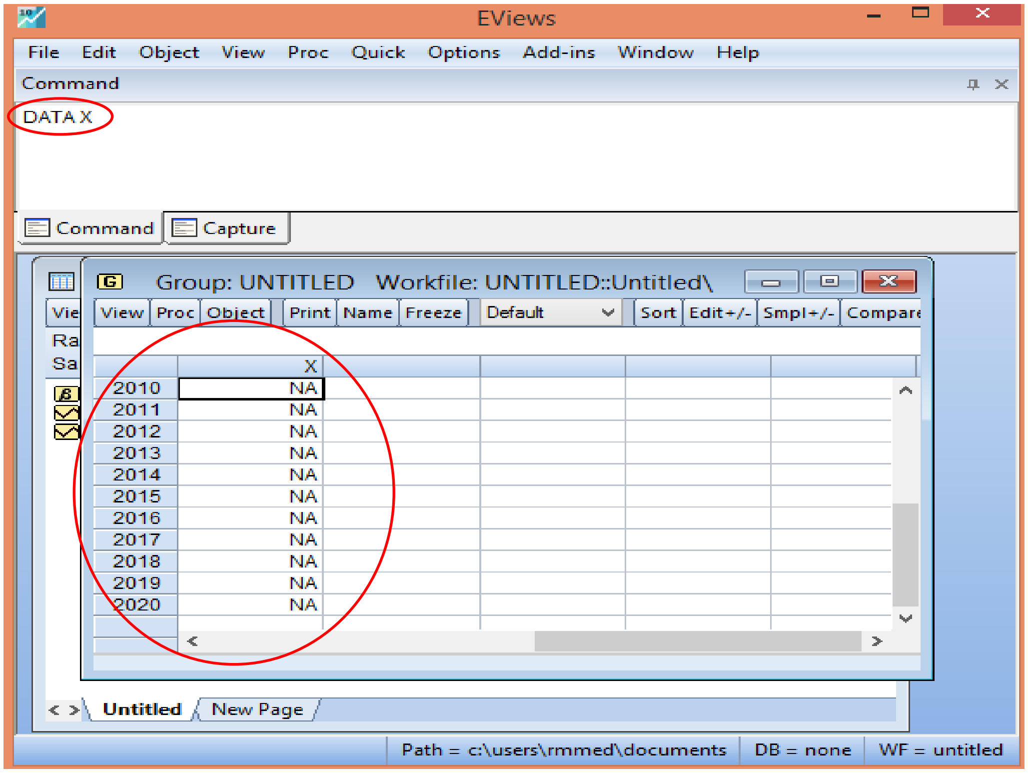
End date : [31:12 :2020]

الآن، نشرع في ادخال البيانات الخاصة بقيم الصادرات السنوية.

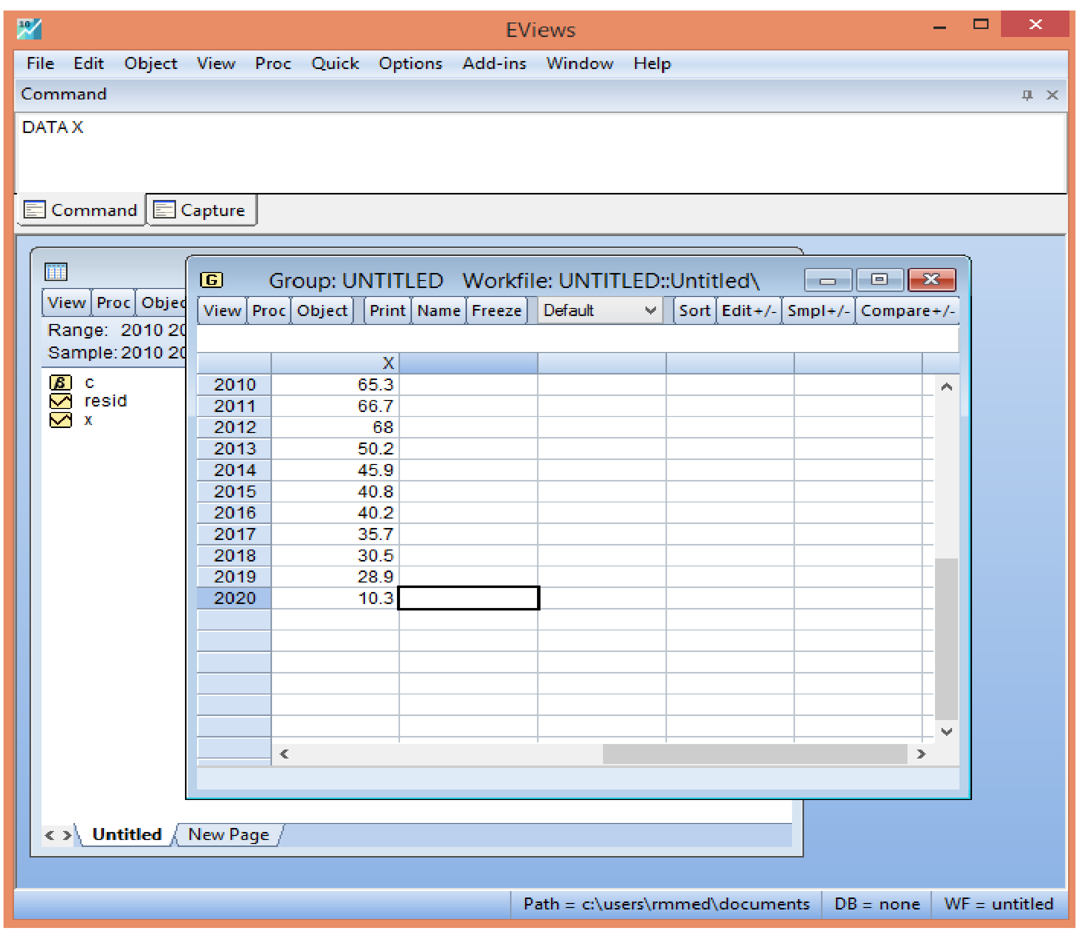
- من تردد البيانات Frequency للقائمة المسندة الخاصة بخصائص البيانات Data specification، نختار Annual ثم ندخل سنة بداية المدة Start date وسنة نهاية المدة End date كما هو موضح في الشكل الآتي:



- نضغط على OK ثم كتابة الامر DATA في نافذة الأوامر متبوعا باسم المتغير X وليكن: DATA X مع ترك مسافة بينهم والضغط على Enter فتظهر لنا النافذة الموضحة التالية:



ندخل بيانات المتغير X فنتحصل على النافذة الموضحة في الشكل التالي:



- نحفظ ملف العمل عن طريق الامر Save او Save As من قائمة View. كذلك يمكن ادخال بيانات متغير الصادرات بنفس الخطوات السابقة الذكر التي تطرقنا اليها عند ادخال البيانات المقطعية انطلاقا من الامر Dated - regular frequency.

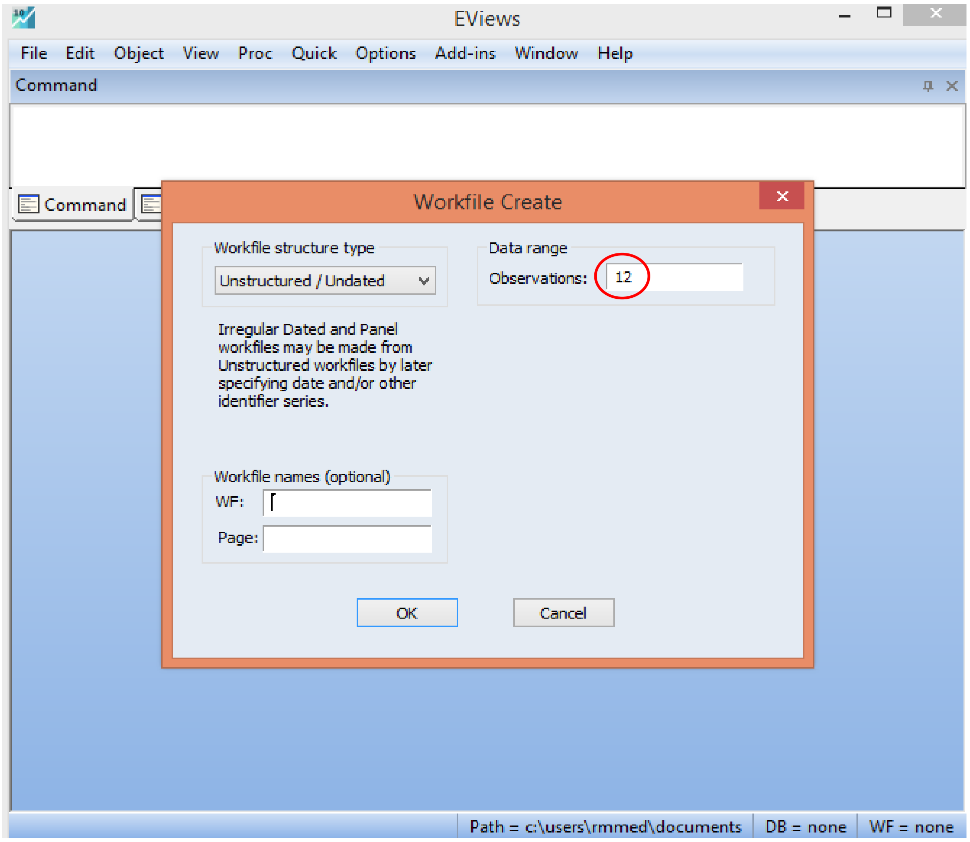
4.2. ادخال البيانات المقطعية المجمعة

نأخذ المثال العملي 3 الموالي الذي يمثل أسعار الزيوت بالدولار الامريكي في السنتين 2015، 2020. البيانات موضحة في الجدول اسفله تمثل أسعار 05 أنواع زيوت في سنة 2015 و07 انواع أخرى في سنة 2020، بحيث ان المشاهدات من 1 -5 للزيوت المباعة في سنة 2015، والمشاهدات من 6-12 للزيوت المباعة في سنة 2020.

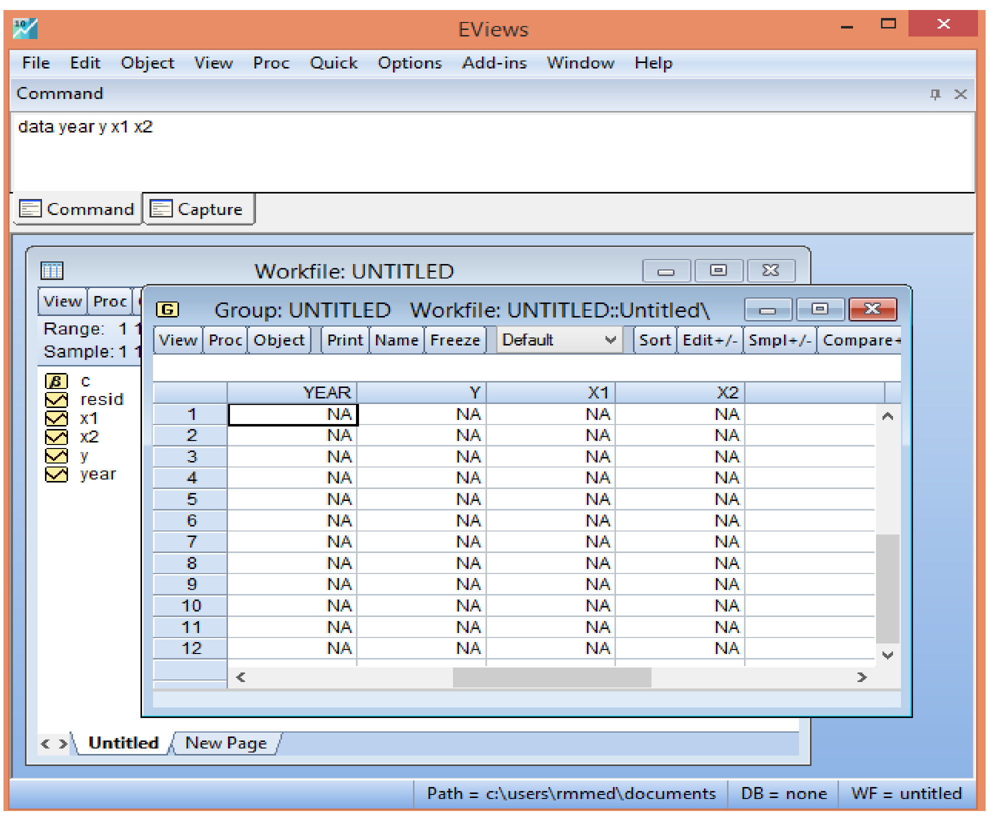
الرقم	السنة Year	السعر Y($)	السعة X_1 (L)	مكونات الزيوت X_2
1	2015	40	1	6
2	2015	38	1.3	5
3	2015	35	1.2	6
4	2015	33	1.2	4
5	2015	32	0.8	2
6	2020	60	1	8
7	2020	58	1.3	7
8	2020	55	1.2	9
9	2020	53	1.2	6
10	2020	52	1	8
11	2020	60	0.8	8
12	2020	65	1	10

لادخال هذه المعطيات نستخدم نفس الطريقة السابقة في حالة ادخال البيانات المقطعية

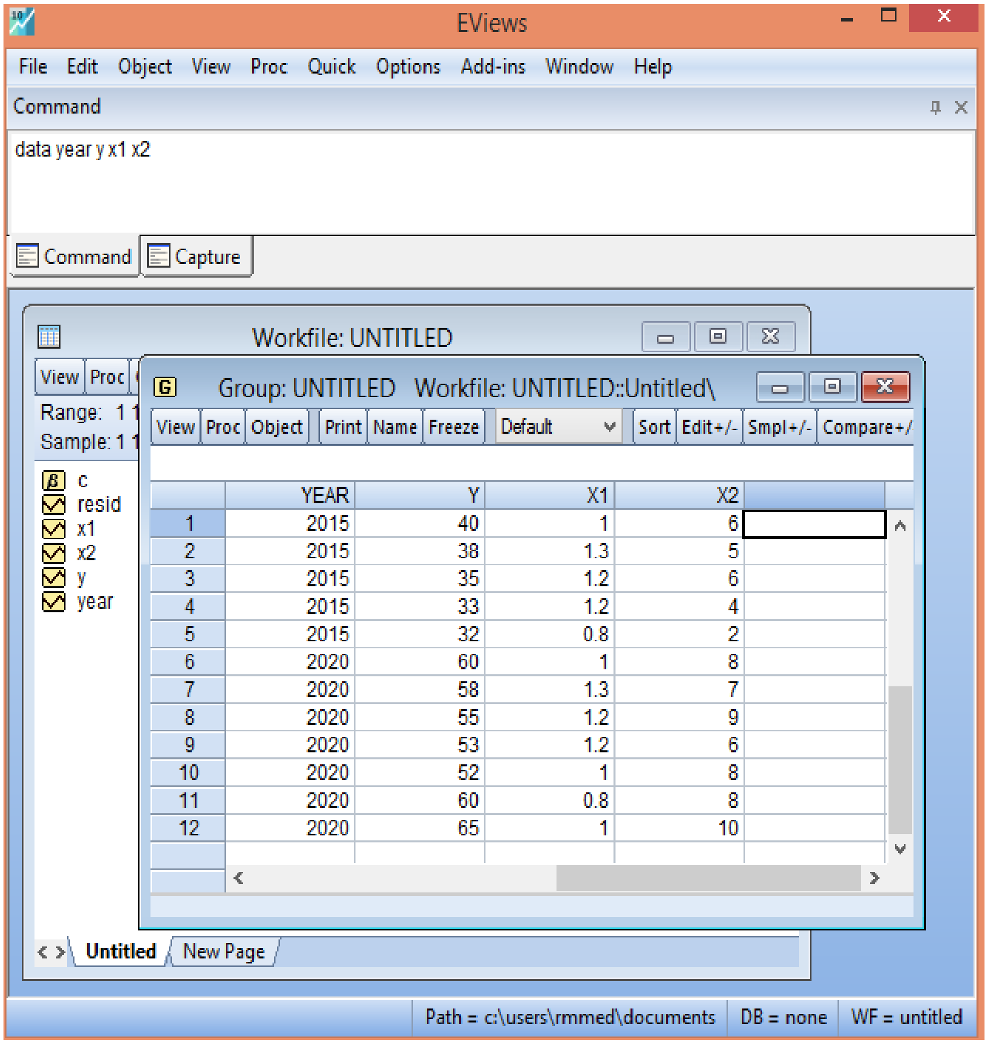
- نستخدام الامر: File ⟶ New ⟶ Workfile. او الامر المختصر CTRL + N. فيظهر لنا مربع الحوار Workfile Create وفي اقصى يسار المربع الحواري أسفل Workfile structure type نختار منه الامر Unstructured/Undated فتظهر النافذة الموضحة التالية:



- ندخل عدد المشاهدات المكون من 12 في خانة Observations ثم OK. وفي نافذة الأوامر نكتب الامر: DATA year Y X1 X2 مع ترك مسافة بينهم والضغط على Enter فتظهر لنا النافذةالتالية:



- ندخل بيانات المتغيرات: year Y X1 X2 فنتحصل على النافذة الموضحة في الشكل التالي:



- نقوم بحفظ الملف عن طريق الامر Save او Save As من قائمة View.

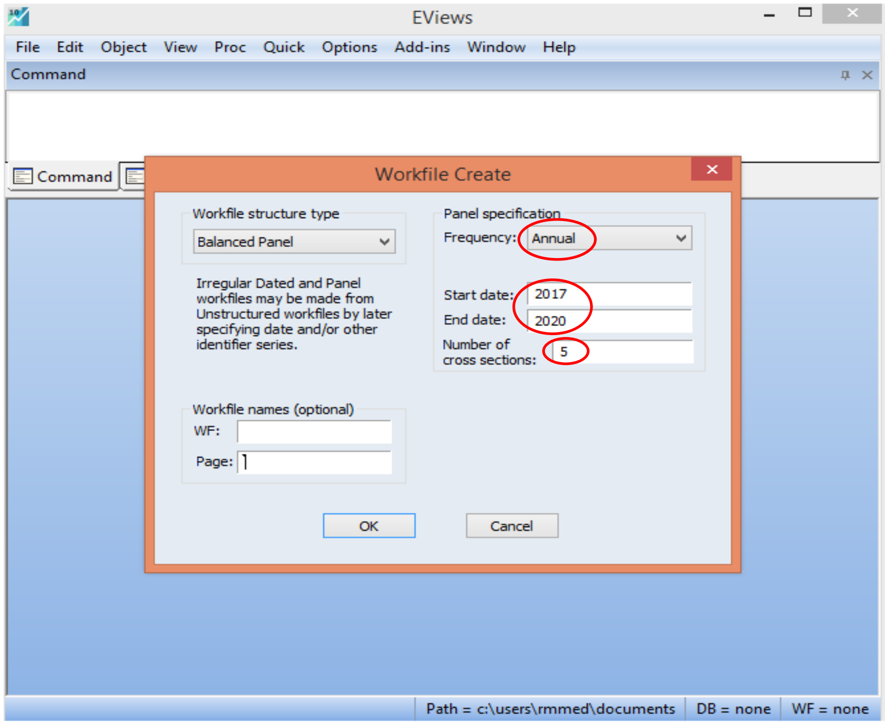
5.2. ادخال البيانات الطويلة المجمعة

نأخذ المثال العملي 4 الموالي الذي يمثل دالة النمو الاقتصادي المتمثلة براس المال والعمل لـ: 05 بلدان وذلك خلال الفترة 2017-2020:

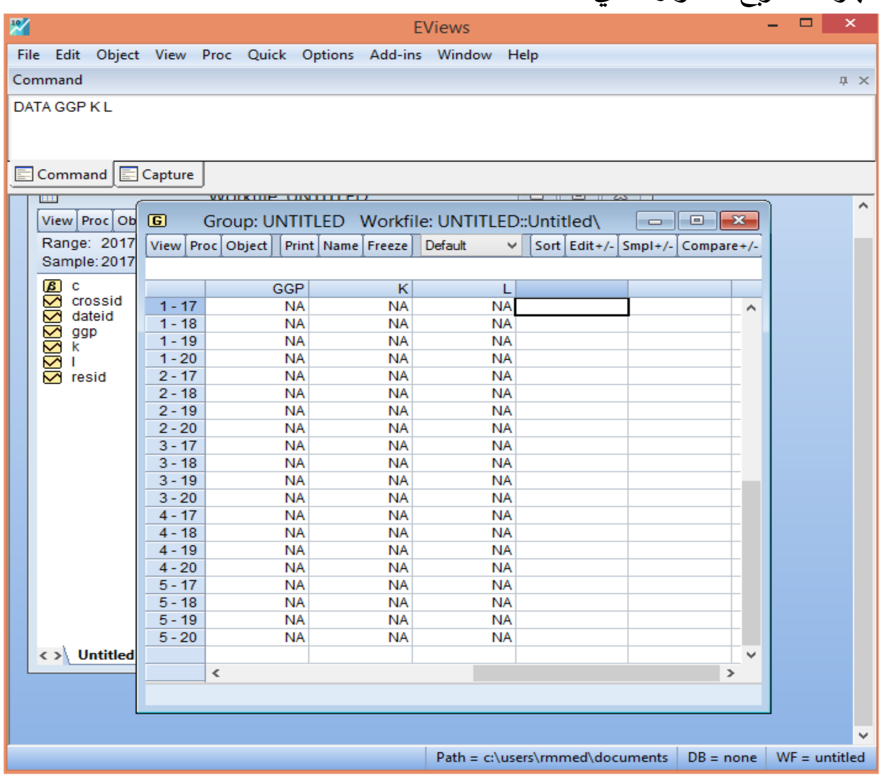
البلد	السنوات	النمو الاقتصادي GDP(%)	رأس المال K (%)	العمل L(%)
1	2017	0.8	0.98	0.77
1	2018	0.2	1.23	0.98
1	2019	0.1	1.23	1.2
1	2020	1.2	1.54	1.25
2	2017	2	2.3	1.98
2	2018	1.5	2.4	2.1
2	2019	1.3	2.3	2
2	2020	3	1.5	1.2
3	2017	6	4.3	2.3
3	2018	5.3	4	2.1
3	2019	2.3	3.8	1.9
3	2020	5.6	4.4	2.3
4	2017	0.8	0.9	0.99
4	2018	1.3	1.3	2.1
4	2019	1.5	1.4	2.3
4	2020	1.9	1.8	0.9
5	2017	2.1	2.1	1.2
5	2018	2.3	2.2	0.9
5	2019	3.3	2.3	1.5
5	2020	5.2	3.4	2.5

لادخال هذه المعطيات نتبع الخطوات الآتية:

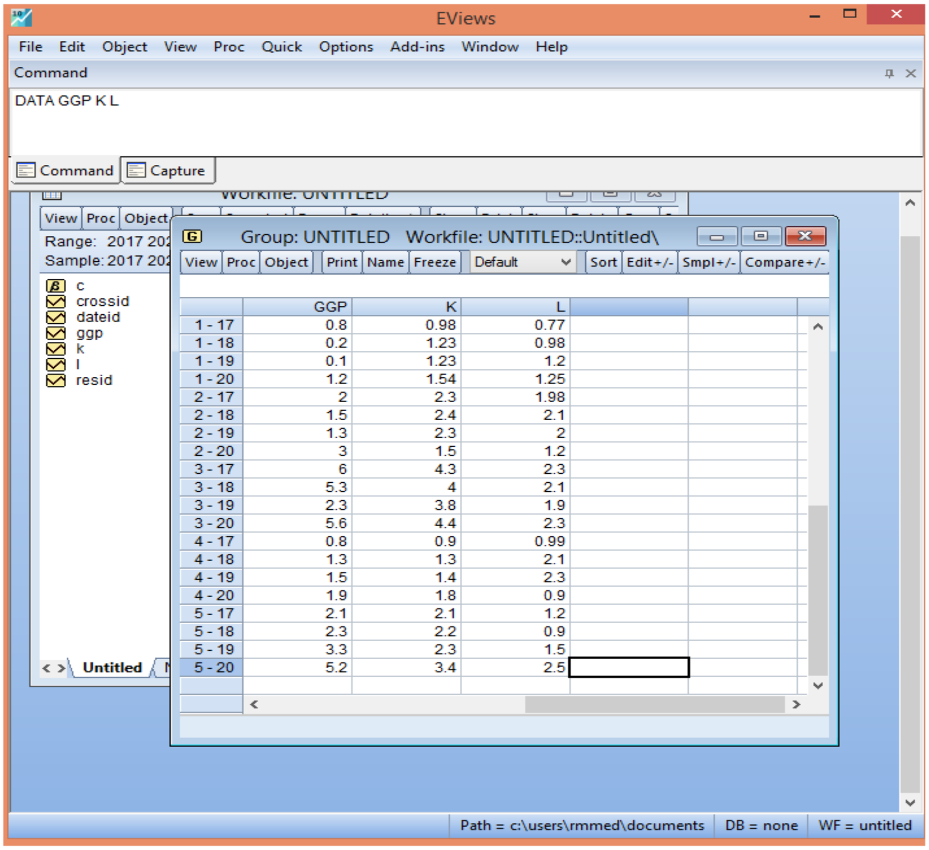
- نستخدام الامر: Workfile ⟵ New ⟵ File. او استخدام الامر المختصر CTRL + N فيظهر لنا مربع الحوار Workfile Create وفي اقصى يسار المربع الحواري أسفل Workfile structure type نختار الامر Balanced Panel وندخل بداية المدة 2017 ونهاية المدة 2020 وعدد المقاطع هو 05 بلدان.



- نضغط على OK. وفي نافذة الأوامر نكتب الامر DATA GDP K L مع ترك مسافة بينهم والضغط على Enter فيظهر لنا مربع الحوار الاتي:



- ندخل بيانات المتغيرات: GDP K L لكل بلد فنتحصل على النافذة الموضحة في الشكل التالي:



- نقوم بحفظ الملف عن طريق الامر Save او Save As من قائمة View.

6.2. ادخال بيانات المتغيرات الوهمية Dummy Variables

تأخذ هذه المتغيرات قيمتين تحكميتين فقط هما الصفر والواحد، فهي تأخذ قيمة الواحد عند وجود صفة معينة وقيمة الصفر عند غيابها، وعليه قد يضطر الباحث في بعض الاحيان الى ادخال بعض المتغيرات النوعية (الوصفية) في النموذج، لان تلك المتغيرات وبناءً على معطيات النظرية الاقتصادية، وبحسب اعتقاد الباحث تؤثر في المتغير التابع، وتدعى تلك المتغيرات بالوهمية Dummy Variables، فاذا كانت تلك المتغيرات تحمل صفات خاصة متداخلة مع واحد او أكثر من المتغيرات المستقلة، فان هذا يولد ارتباطا خطيا بين المتغيرات الوهمية وباقي المتغيرات المستقلة ذات القيم الكمية (محمد وآخرون، 2015، ص. 341).

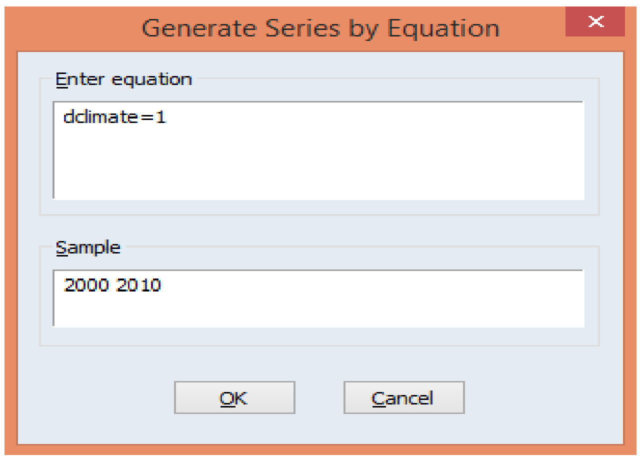
نأخذ المثال التطبيقي 5 الآتي. بفرض انه لدينا بيانات حول دراسة العوامل المؤثرة على النمو الاقتصادي في الفترة 2000 – 2020، فالمطلوب انشاء متغير يمثل حالة مناخ الاعمال بحيث:

D=1 تحسن مناخ الاعمال للفترة 2000-2010.

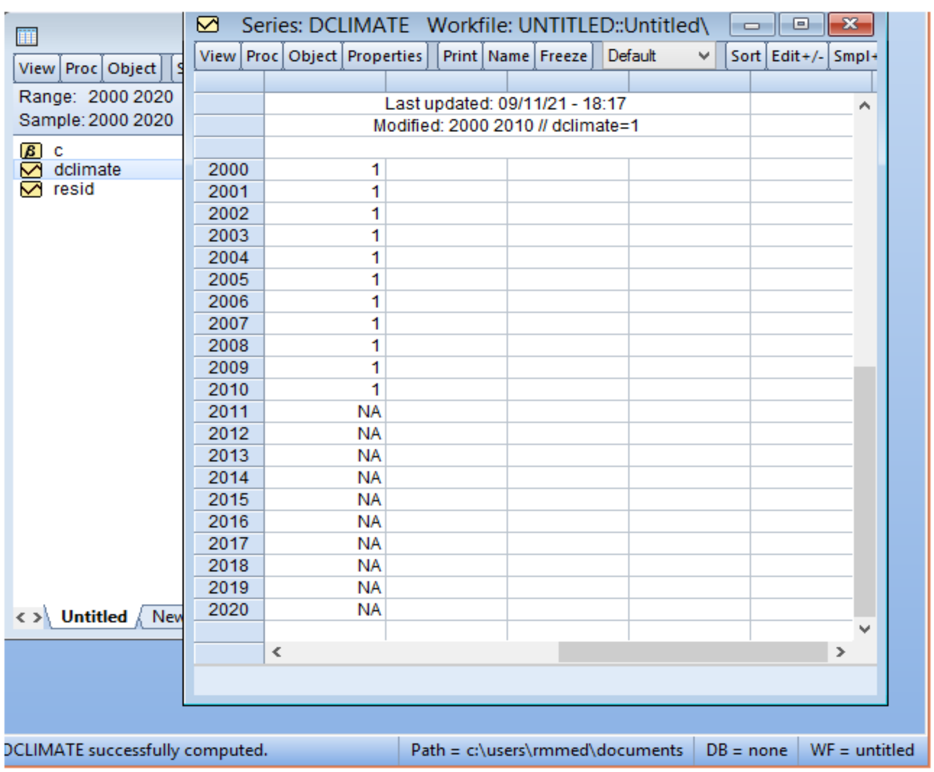
D=0 تدهور مناخ الاعمال لباقي الفترات.

الحل

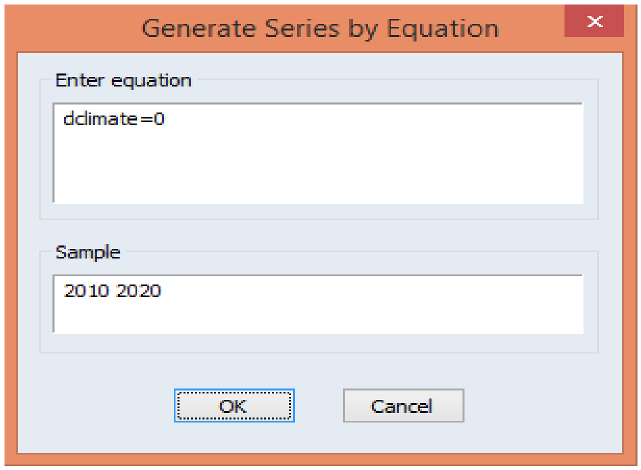
- نقوم بانشاء ملف بيانات كما تم شرحه سابقا.
- نختار Object ⟶ Generate Series
- أسفل Enter Equation نكتب dclimate=1، حيث dclimate هو اسم المتغير الوهمي (يمكنك اختيار أي اسم تراه مناسبا)، ونغير مدى البيانات أسفل Sample ليصبح 2000-2010 حتى يتناسب مع تعريف المتغير المطلوب كما في المربع الحواري:



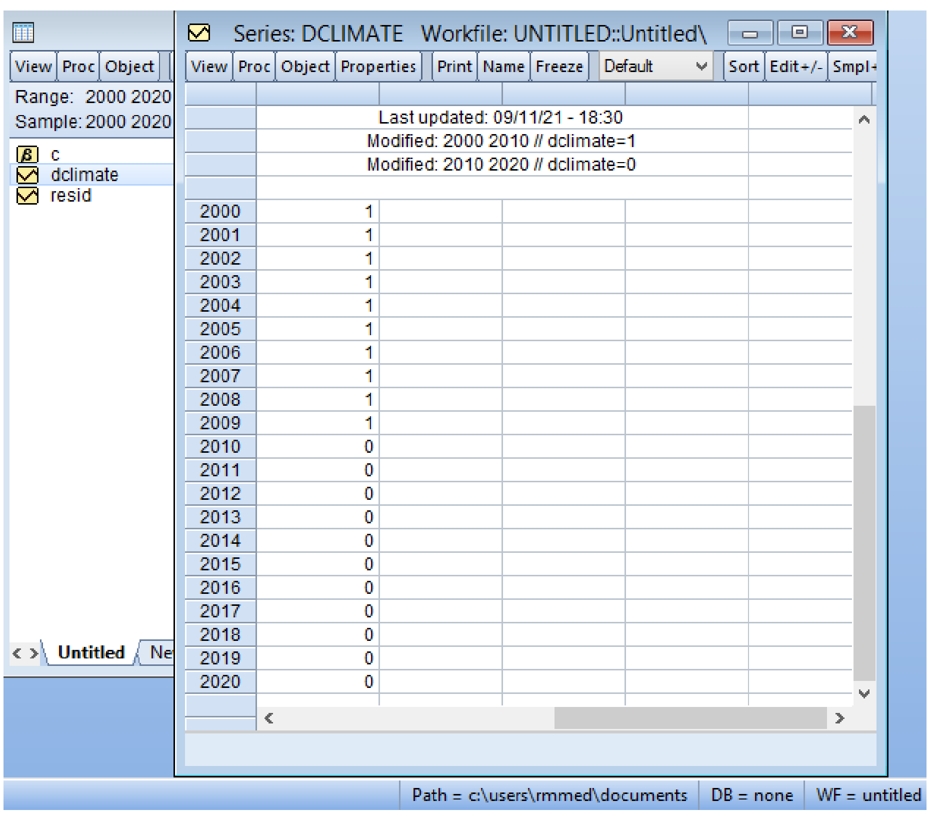
- اضغط OK حيث يتم إعطاء القيمة 1 للفترة 2000-2010، اما باقي الفترات تأخذ قيم غير محددة NA وهذا لعدم تعريف البيانات كما في المربع الحواري:



▪ نعيد نفس الخطوات السابقة، أي نختار Generate Series ⟵ Object ثم أسفل Enter Equation نكتب dclimate=0، حيث dclimate هو اسم المتغير الوهمي السابق ولايمكن تغييره. ثم نغير مدى البيانات أسفل Sample ليصبح 2010-2020 حتى يتناسب مع تعريف المتغير المطلوب كما في المربع الحواري:



- اضغط على OK. في هذه الحالة سيتم إعطاء القيمة 0 للفترة 2010-2020، وبهذا يتم تعريف المتغير الوهمي لمناخ الاعمال لهذا النموذج كما يظهر في المربع الحواري:



III. معالجة البيانات Data Manipulation

سنتناول في هذا الجانب عرض بعض دوال برنامج EViews التي تتضمن العمليات الحسابية الأساسية، الدوال الرياضية الاساسية، الدوال الخاصة بالسلاسل الزمنية وبعض الدوال الإحصائية مع دوال التوزيعات الإحصائية وكذلك شرح كيفية استحداث متغيرات جديدة وتحويل البيانات من التكرار الاقل الى التكرار الأكبر او العكس، مثلا من البيانات السنوية الى بيانات فصلية او شهرية او يومية او العكس ايضا.

1. دوال EViews

سنقوم بشرح مختلف الدوال التي يتعامل معها برنامج EViews من العمليات الحسابية الأساسية، الدوال الرياضية الاساسية، الدوال الخاصة بالسلاسل الزمنية وبعض الدوال الإحصائية مع دوال التوزيعات الإحصائية

1.1. العمليات الحسابية

تستخدم هذه العمليات في التعبيرات الرياضية Mathematical Expressions، حيث يوفر برنامج EViews مجموعة واسعة من المعاملات التي تمكننا بالقيام بعمليات رياضية واحصائية من خلال الدوال المتخصصة للمعالجة التلقائية للطلبات Leads والتخلف Lags والاختلافات Diffrences التي بالعادة تظهر في بيانات السلاسل الزمنية. وكل المعاملات الموصوفة ادناه يمكن ان تستخدم في التعبيرات الخاصة بالسلاسل Serries والقيم العددية Scalar Values (الصنوي، 2013، ص ص.13-14). كما يمكن استعراض كلها في دليل المساعدة لبرنامج EViews من خلال المسار Help⟶Function Reference.

العملية الحسابية	وصف العملية
+	الجمع، X+Y تعني جمع قيم X، Y.
−	الطرح، X-Y تعني طرح قيم Y من قيم X.
*	الضرب، X*Y تعني ضرب قيم X في Y.
/	القسمة، X/Y تعني رفع X للقوة Y.
^	الرفع الى قوة (أس)، X^Y تعني خارج قسمة قيم X على Y.
>	أكبر من، X>Y تعطي القيمة 1 إذا كانت X أكبر من Y، 0 فيما عدا من ذلك.
<	أصغر من، X<Y تعطي القيمة 1 إذا كانت Y أكبر من X، 0 فيما عدا من ذلك.
=	المساواة، X=Y تعطي القيمة 1 إذا كانت X وY متساويتان، 0 فيما عدا من ذلك.
<>	عدم المساواة، X<>Y تعطي القيمة 1 إذا كانت X وY غير متساويتين، 0 فيما عدا من ذلك.
<=	أصغر من او يساوي، X<=Y تعطي القيمة 1 إذا كانت X لاتزيد عن (اقل من او يساوي) Y، 0 فيما عدا من ذلك.
>=	أكبر من او يساوي، X>=Y تعطي القيمة 1 إذا كانت Y لاتزيد عن (اقل من او يساوي) X، 0 فيما عدا من ذلك.
and	عملية منطقية، X and Y تأخذ القيمة 1 إذا كان كل من X، Y لا يساوي الصفر، 0 فيما عدا من ذلك.
or	عملية منطقية، X or Y تأخذ القيمة 1 إذا كان كل من X، Y لا يساوي الصفر، 0 فيما عدا من ذلك.

2.1. الدوال الرياضية الاساسية

كذلك الدوال الرياضية يمكن استخدامها من خلال برنامج EViews في التعبيرات الرياضية Mathematical Expressions، حيث تستعمل لكل من القيم الخاصة بالسلاسل Serries والقياس Scalar. ففي حالة تطبيق الدوال الرياضية على السلاسل فانها تعطي تلك الدالة الرياضية على كل مشاهدة في العينة الحالية، بينما عند تطبيقها على متغير المصفوفة فانها تعطي النتيجة لكل عنصر من عناصر المصفوفة (صافي، 2015، ص ص.83-84). ايضا يمكن استعراض كلها في دليل المساعدة لبرنامج EViews من خلال المسار Help⟶Function Reference.

الدالة الرياضية	وصف الدالة
@ABS(x)	القيمة المطلقة، مثلا: @abs(-3)=3
@ceiling(x)	تقريب لاكبر اقرب عدد صحيح، مثلا: @ceiling(4.27)=5
@EXP(x)	الدالة الاسية، مثلا: @exp(1)=2.71813
@fact(x)	العاملي، مثلا: @fact(3)=6, @fact(0)=1
@factlog(x)	اللوغاريتم الطبيعي للعاملي، مثلا: @factlog(3)=1.79176, @factlog(0)=0
@floor(x)	تقريب لاقل اقرب عدد صحيح، مثلا: @floor(1.23)=1, @floor(-3.1)=-4
@iff(s,x,y)	تعطي القيمة X إذا تحقق الشرط S، Y فيما عدا ذلك.
@inv(x)	تحسب المعكوس، مثلا: @inv(2)=0.5
@mod(x,y)	النقطة العائمة المتبقية، تُرجع باقي X / Y بنفس علامة X. إذا كانت Y = 0 تكون النتيجة 0.
@LOG(x)	تحسب اللوغاريتم الطبيعي، مثلا: @log(2)=0.693
@LOG10(x)	تحسب اللوغاريتم ذو الأساس 10، مثلا: @log10(100)=2
@logx(x,b)	تحسب اللوغاريتم ذو الأساس b، مثلا: @logx(256,2)=8
@nan(x,y)	تعطي القيمة X اذا كانت X<>NA، و Y اذا كانت X=NA، بمعنى تعطي القيمة X اذا كانت X ليست مفقودة، وتعطي القيمة Y اذا كانت X قيمة مفقودة.
@recode(s,x,y)	إعادة الترميز حسب الشرط. تعيد X إذا كان الشرط S صحيحا، وإلا ترجع Y.
@round(x)	تقريب إلى أقرب عدد صحيح، مثلا: @round(-97.5)=-98, @round(3.5)=4
@Sqrt(x)	الجذر التربيعي، مثلا: @sqrt(9)=3

3.1. دوال السلاسل الزمنية

الدوال التالية تسهل العمل مع بيانات السلاسل الزمنية. يمكن استعراض كلها في دليل المساعدة لبرنامج EViews من خلال المسار Help⟶Function Reference.

الدالة الرياضية	وصف الدالة
(-k)	تعطي الابطاء K، k-lag operator
(+k)	تعطي الابطاء المتقدم K، k-lag operator
d(x)	تحسب الفرق الاول، ونعبر عنه رياضيا: $(1-L)X = X-X(-1)$، حيث: L هو عامل التباطؤ
d(x,n)	تحسب الفرق رقم n، أي: $(1-L)^n X$
d(x,n,s)	تحسب الفرق رقم n مع الفرق الموسمي s، أي: $(1-L)^n (1-L^s) X$
dlog(x)	تحسب الفرق الأول للوغاريتم الطبيعي، أي:$(1-L)Log(X)=Log(X)-Log(-X(-1))$
dlog(x,n)	تحسب الفرق رقم n للوغاريتم الطبيعي، أي: $(1-L)^n Log(X)$
dlog(x,n,s)	تحسب الفرق رقم n للوغاريتم الطبيعي مع الفرق الموسمي s، أي: $(1-L)^n (1-L^s) Log(X)$
@pc(x)	تحسب تغيير النسبة المئوية لفترة واحدة (بالنسبة المئوية)، أي: equals @pch(x)*100
@pch(x)	تحسب تغيير النسبة المئوية لفترة واحدة (بالنظام العشري)، أي: (X-X(-1))/(X(-1))
@pca(x)	تحسب نسبة التغيير في فترة واحدة- على أساس سنوي (بالنسبة المئوية)، أي: equals @pca(X)*100
@pcha(x)	تحسب نسبة التغيير في فترة واحدة- على أساس سنوي (بالنظام العشري)، أي: $@pcha(X)=(1+ @pch(X)^n)-1$ equals، حيث n هي التاخر الزمني المرتبط بسنة واحدة (n=4) للبيانات ربع السنوية، وما إلى ذلك.
@pcy(x)	تحسب التغير المئوي لسنة واحدة (بالنسبة المئوية)، أي: equals @pchy(X)*100
@pchy(x)	تحسب التغير المئوي لسنة واحدة (بالنظام العشري)، أي: (X-X(-n))/(X(-n))، حيث n هو التأخر المرتبط بسنة واحدة (n=12) للبيانات السنوية ، وما إلى ذلك.

4.1. الدوال الاحصائية

هذه الدوال الاحصائية تستخدم لحساب الإحصاء الوصفي لعينة محددة، باستثناء القيم المفقودة إذا لزم الأمر. العينة الافتراضية هي نموذج ملف العمل الحالي The current workfile sample. وفي حالة التعامل مع عينة اخرى يمكن تحديد ذلك في نهاية الدالة الإحصائية بين علامتي اقتباس مزدوجتين أو باستخدام اسم كائن عينة Sample Object (EViews, 2021). على سبيل المثال:

series z = @mean(x, "1945m01 1979m12") or w = @var(y, s2)

حيث S2 هو اسم كائن عينة The name of a sample object و W و X هما سلسلتين. كما يمكن استعراض الدوال الإحصائية من خلال دليل المساعدة لبرنامج EViews بواسطة المسار التالي: Help⟶Function Reference.

الدالة الاحصائية	وصف الدالة
@cor(x,y[,s])	تحسب معامل الارتباط بين X و Y
@cov(x,y[,s])	تحسب التباين المشترك بين X و Y
@inner(x,y[,s])	تحسب مجموع حاصل الضرب لقيم X و Y المتناظرة
@obs(x[,s])	تحسب عدد المشاهدات غير المفقودة
@nas(x[,s])	تحسب عدد المشاهدات المفقودة
@mean(x[,s])	تحسب المتوسط الحسابي لقيم X
@median(x[,s])	تحسب الوسيط لقيم X
@min(x[,s])	تحسب أصغر قيمة لـ X
@max(x[,s])	تحسب أكبر قيمة لـ X
@quantile(x,q[,s])	تحسب الربيعيات رقم q للسلسلة X
@ranks(x[,o,t,s])	تعطي الرتبة لكل مشاهدة لقيم X
@stdev(x[,s])	تحسب الانحراف المعياري لقيم X
@var(x[,s])	تحسب التباين لقيم X
@skew(x[,s])	تحسب الالتواء لقيم X
@kurt(x[,s])	تحسب التفلطح لقيم X
@sum(x[,s])	تحسب مجموع قيم X
@prod(x[,s])	تحسب حاصل ضرب قيم X
@sumsq(x[,s])	تحسب مجموع مربعات قيم X
@cumsum(x[,s])	تحسب مجموع قيم X من اول مشاهدة في العينة حتى المشاهدة الحالية
@cumprod(x[,s])	تحسب حاصل ضرب قيم X من اول مشاهدة في العينة حتى المشاهدة الحالية. وهذا يكافئ مضروب X
@cummean(x[,s])	تحسب المتوسط الحسابي لقيم X من اول مشاهدة في العينة حتى المشاهدة الحالية
@cumstdev(x[,s])	تحسب الانحراف المعياري لقيم X من اول مشاهدة في العينة حتى المشاهدة الحالية
@cumvar(x[,s])	تحسب التباين لقيم X من اول مشاهدة في العينة حتى المشاهدة الحالية
@cumsumsq(x[,s])	تحسب مجموع مربعات قيم X من اول مشاهدة في العينة حتى المشاهدة الحالية
@movsum(x,n)	تحسب مجموع قيم X من القيمة الحالية حتى n-1 من المشاهدات السابقة
@movav(x,n)	تحسب المتوسط الحسابي لقيم X من القيمة الحالية حتى n-1 من المشاهدات السابقة
@movstdev(x,n)	تحسب الانحراف المعياري لقيم X من القيمة الحالية حتى n-1 من المشاهدات السابقة
@movvar(x,n)	تحسب التباين لقيم X من القيمة الحالية حتى n-1 من المشاهدات السابقة
@movcov(x,y,n)	تحسب التباين المشترك بين X و Y لقيم X و Y من القيمة الحالية حتى n-1 من المشاهدات السابقة
@movcor(x,y,n)	تحسب معامل الارتباط بين X و Y لقيم X و Y من القيمة الحالية حتى n-1 من المشاهدات السابقة
@movsumsq(x,n)	تحسب مجموع مربعات قيم X من القيمة الحالية حتى n-1 من المشاهدات السابقة

المعاملات في الدالة: @ranks(x[,o,t,s]) هي (صافي، 2015، ص ص.87-88):

o: لنوع الترتيب بحيث: "a" ترتيب تصاعدي، "d" ترتيب تنازلي، الترتيب التصاعدي هو الوضع الافتراضي.

t: تستخدم في حالة تساوي قيمتين او اكثر بحيث: "i" تتجاهل التساوي ويتم التعامل كما لو كانت القيمتين مختلفتين، "f" تعطي الترتيب حسب ترتيب القيمة الأولى من القيم المتساوية، "l" تعطي الترتيب حسب القيمة الأخيرة من القيم المتساوية، "a" تعطي متوسط الرتب للقيم المتساوية وهو الوضع الافتراضي.

5.1. دوال التوزيعات الاحصائية

تستعمل هذه الدول في حساب دوال الكثافة Density Functions (PDF)، دوال التوزيعات التجميعية Cumulative Distribution Functions (CDF)، دوال الربيعيات Quantile Functions (QF)، وتوليد الأرقام العشوائية Random Number Generators (RNG)، وذلك لبعض التوزيعات الاحتمالية المختلفة (صافي، 2015، ص ص.88-89).

الدالة	وصف الدالة			
	PDF	CDF	QF	RNG
Beta : $\beta(a,b)$	@dbeta(x,a,b)	@cbeta(x,a,b)	@qbeta(p,a,b)	@rbeta(a,b)
Binomial : $B(n,b)$	@dbinom(x,n,p)	@qbinom(s,n,p)	@qbinom(s,n,p)	@rbinom(n,p)
Chi-square : $\chi^2(v)$	@dchisq(x,v)	@cchisq(x,v)	@qchisq(p,v)	@rchisq(v)
Exponential : $E(m)$	@dexp(x,m)	@cexp(x,m)	@qexp(p,m)	@rexp(m)
F-distribution : $F(v_1,v_2)$	@dfdist(x,v1,v2)	@cfdist(x,v1,v2)	@qfdist(p,v1,v2)	@rfdist(v1,v1)
Gamma : $\Gamma(b,r)$	@dgamma(x,b,r)	@cgamma(x,b,r)	@qgamma(p,b,r)	@rgamma(b,r)
Laplace	@dlaplace(x)	@claplace(x)	@qlaplace(x)	@rlaplace
Log-normal : $LN(m,s)$	@dlognorm(x,m,s)	@clognorm(x,m,s)	@qlognorm(p,m,s)	@rlognorm(m,s)
Negative : $NB(n,p)$	@dnegbin(x,n,p)	@cnegbin(x,n,p)	@qnegbin(s,n,p)	@rnegbin(n,p)
Normal : $N(0,1)$	@dnorm(x)	@cnorm(x)	@qnorm(p)	@rnorm, nrnd
Poisson : $P(m)$	@dpoisson(x,m)	@cpoisson(x,m)	@qpoisson(p,m)	@rpoisson(m)
Pareto	@dpareto(x,k,a)	@cpareto(x,k,a)	@qpareto(p,k,a)	@rpareto(k,a)
Student t-distribution : $t(v)$	@dtdist(x,v)	@ctdist(x,v)	@qtdist(p,v)	@rtdist(v)
Uniform : $U(a,b)$	@dunif(x,a,b)	@cunif(x,a,b)	@qunif(p,a,b)	@runif(a,b) rnd
Weibul : $W(m,a)$	@dweib(x,m,a)	@cweib(x,m,a)	@qweib(p,m,a)	@rweib(m,a)

2. استحداث متغير جديد

لاجل إضافة متغير او متغيرات إضافية جديدة من خلال المتغيرات التي سبق وادخلها في ملف عمل EViews، فانه يمكن عمل ذلك باستخدام العمليات الرياضية كجمع او طرح متغيرين او غير ذلك من العمليات الرياضية، وهذا باستخدام الامر: Quick ⟶ Generate Series او Object ⟶ Generate Series ثم أسفل Enter equation نكتب اسم السلسلة (المتغير) الجديدة ثم = ثم العملية الحسابية المطلوبة. او مباشرة القيام بكتابة الايعاز المختصر في نافذة الأوامر Command Window كمايلي:

genr اسم السلسلة (المتغير) الجديدة = العملية الحسابية

نأخذ المثال 1 السابق، فالمطلوب مايلي:

1- انشاء سلسلة (متغير) جديد X مثل مجموع المتغيرين: X_1 و X_2.

2- إيجاد اللوغاريتم الطبيعي للمتغير X باسم LX

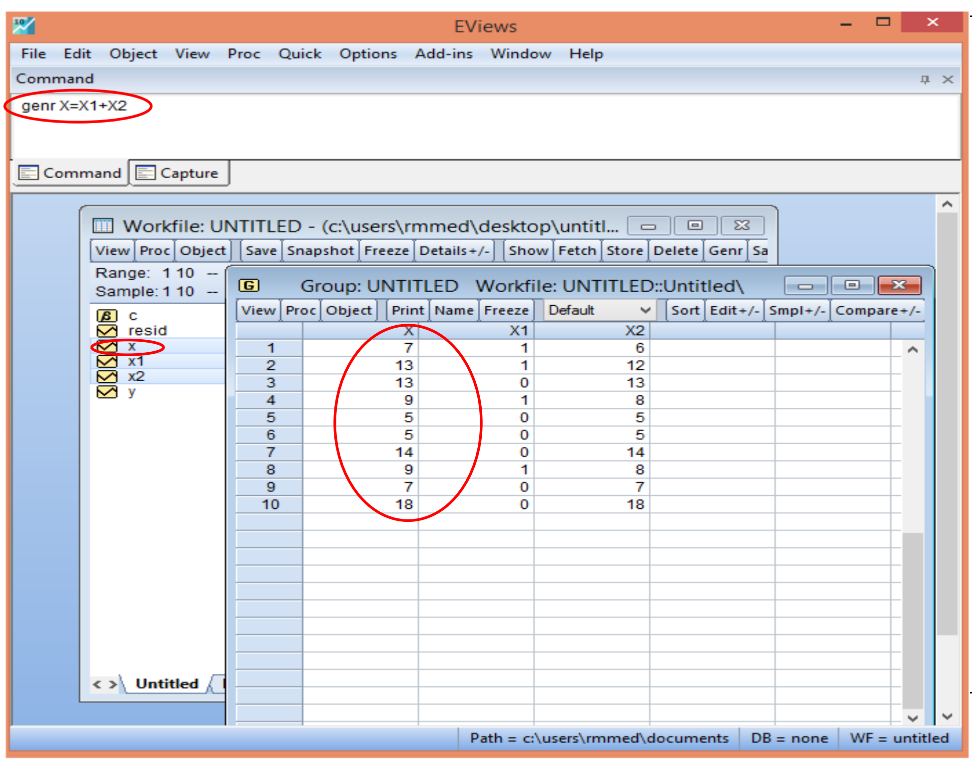
الحل

1- فتح ملف المثال السابق والتوجه نحو: Quick ⟶ Generate Series او Object ⟶ Generate Series

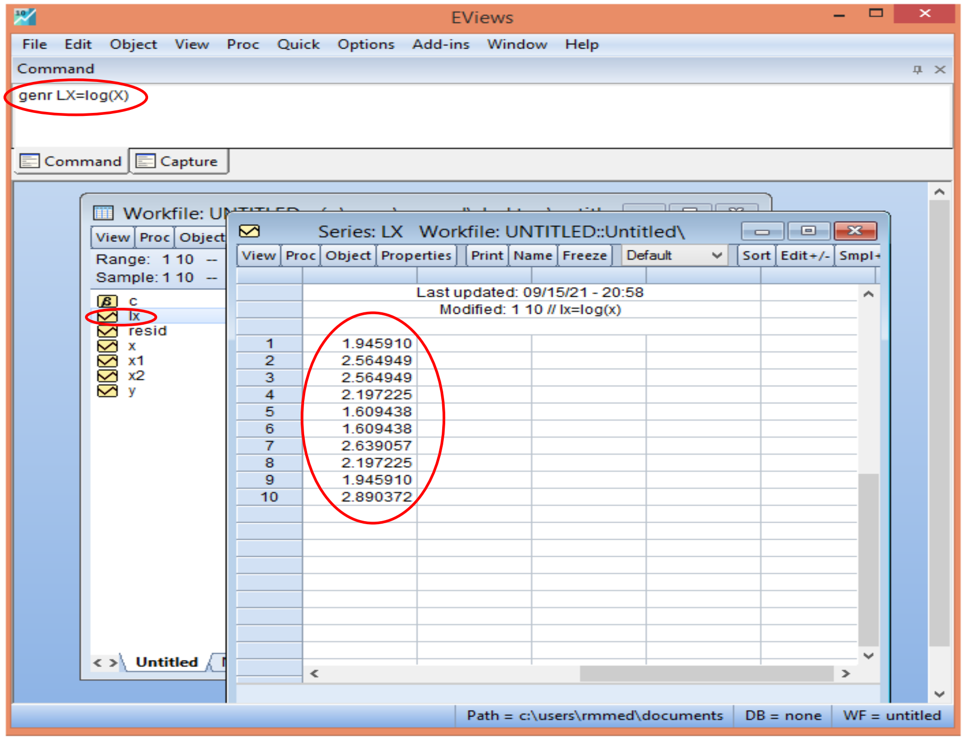
ثم أسفل Enter equation نكتب X=X1+X2 ونضغط على OK فيتم انشاء متغير جديد باسم X

او مباشرة كتابة الايعاز المختصر في نافذة الأوامر Command Window الامر التالي: genr X=X1+X2

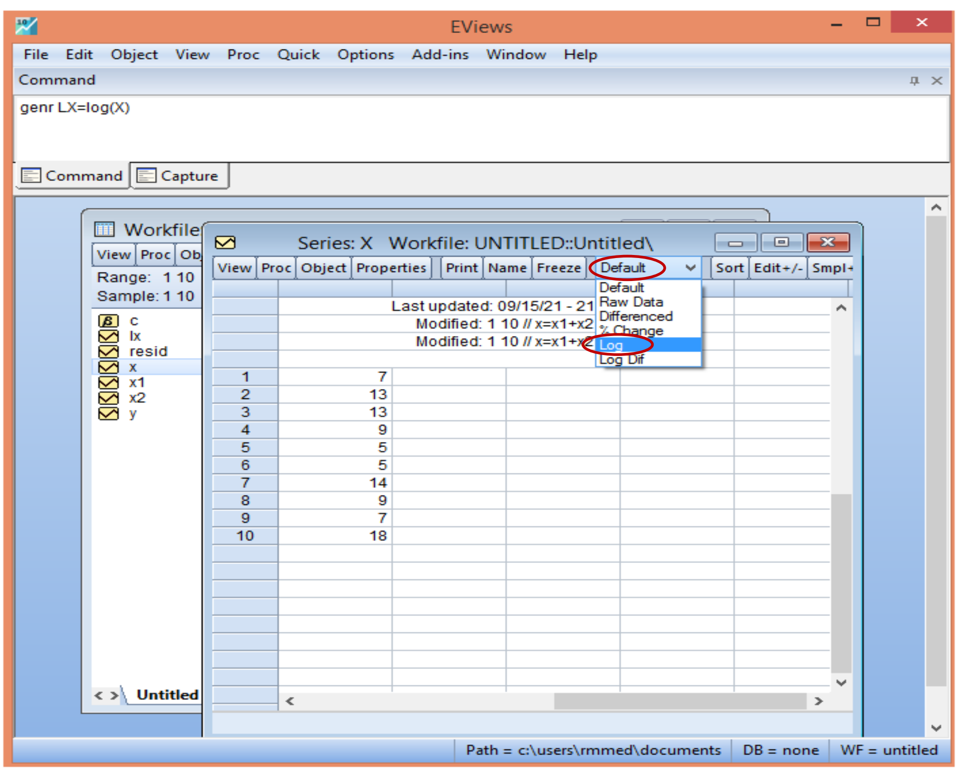
ونضغط على OK فيتم انشاء متغير جديد باسم X



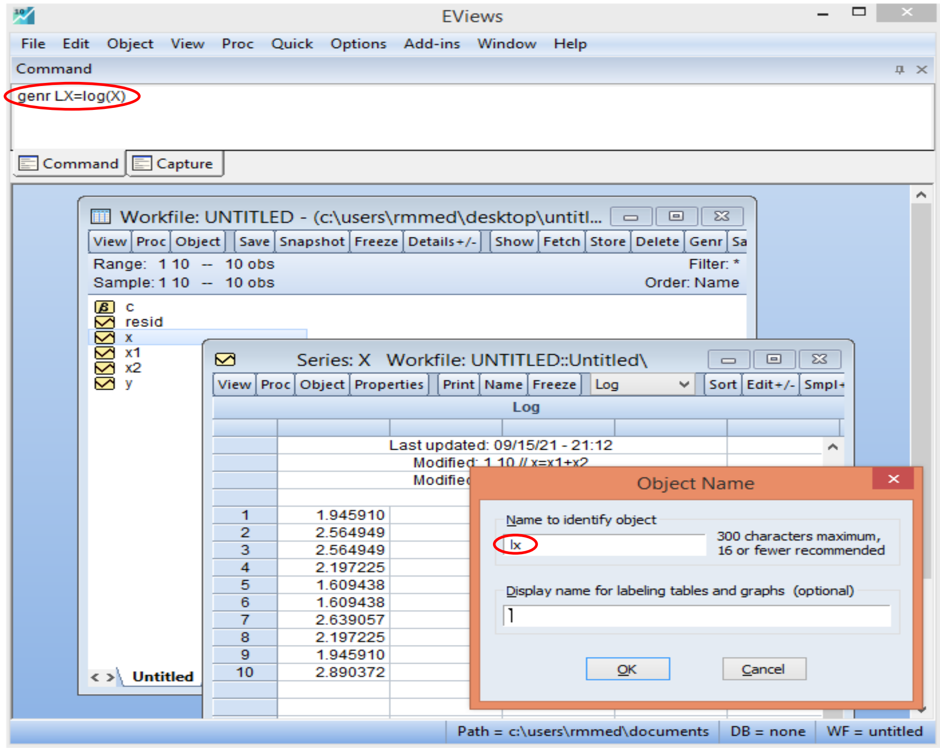
2- بنفس الطريقة السابقة يمكن إيجاد LX، أي كتابة الامر: genr LX=log(X) ونضغط على OK فيتم انشاء متغير جديد باسم LX



أيضا يمكن فتح سلسلة المتغير X ومن قائمة default نختار Log فيتم حساب لوغاريتم X، ونقوم بالضغط على Name.



ونعيد تسمية X بـ: LX ونضغط على OK فيتم انشاء متغير جديد باسم LX



3. تحويل البيانات

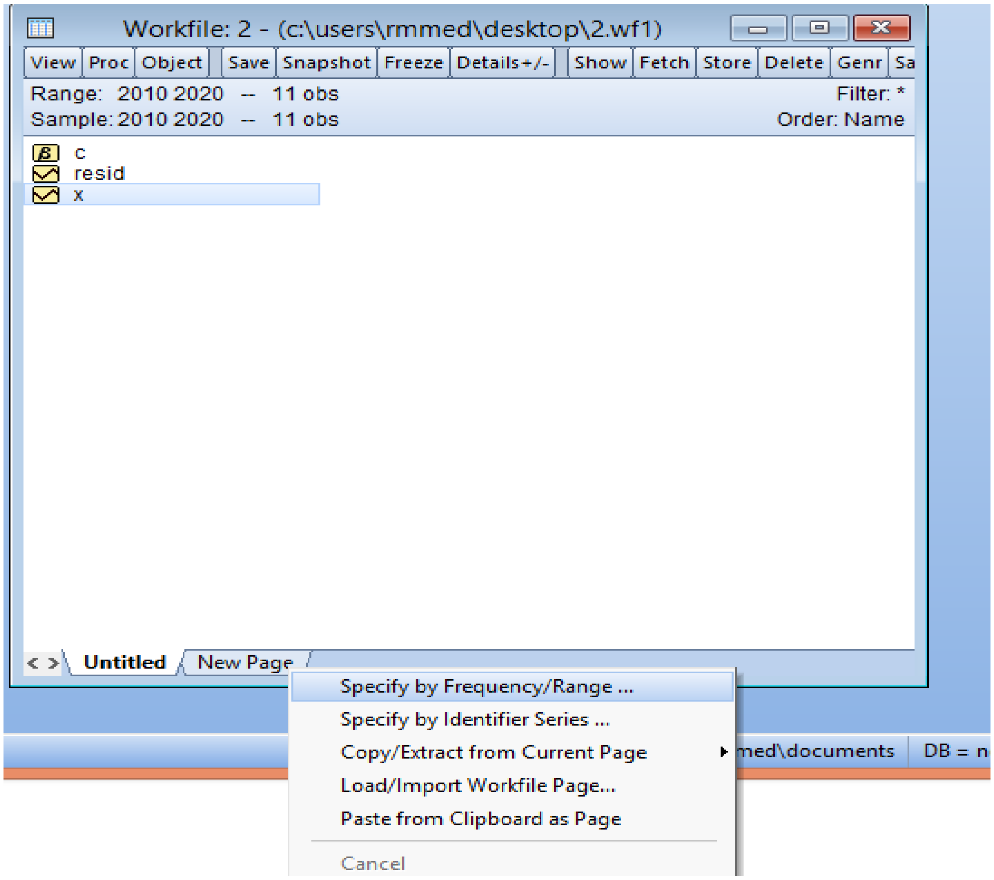
أحيانا وفي ظل قلة عدد المشاهدات او هناك نماذج تتطلب عدد معتبر من البيانات لاجل القيام بالدراسة التجريبية فاننا نضطر الى تحويل المشاهدات لاجل توسيعها او العكس. فهذا الاجراء هو ممكن في برنامج EViews، مثلا يمكننا ان نقوم بتحويل البيانات السنوية الى فصلية او العكس.

1.3. تحويل البيانات ذات التكرار الأقل الى التكرار الأكبر

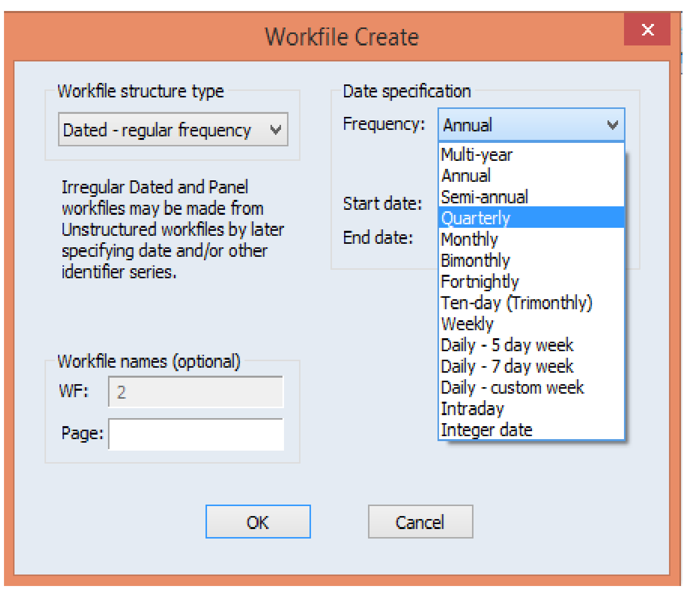
ناخذ بيانات المثال العملي 2 الخاصة بتطور قيم الصادرات X السنوية بالدولار الأمريكي لاقتصاد بلد ما، والمطلوب هو تحويل هذه البيانات ذات التكرار الأقل السنوية الى البيانات ذات التكرار الأكبر أي بيانات فصلية.

الحل

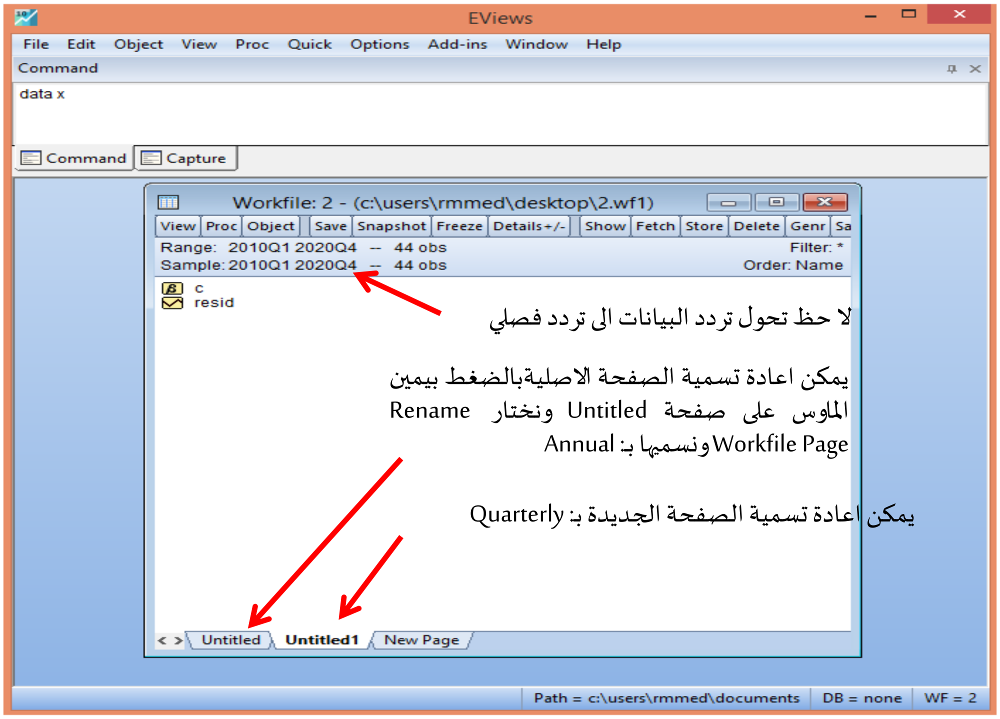
- نفتح ملف المثال 2 ونقوم بانشاء ملف عمل يحتوي على صفحة جديدة New Page وعن طرق الماوس والضغط بيمين الماوس على صفحة جديدة New Page ونختار Specify by Frequencey/Renge كما يظهر في الشكل ادناه:



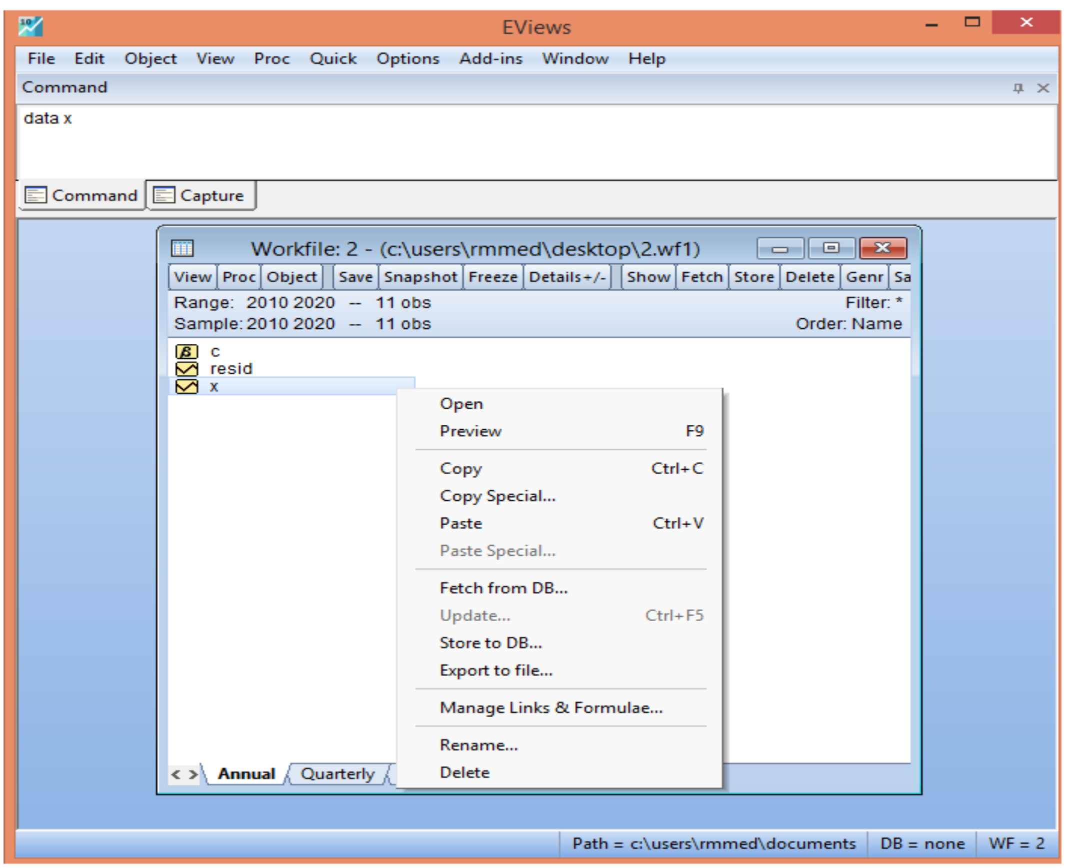
- فيظهر لنا مربع الحوار Workfile Create ونختارمن تردد البيانات Frequency للقائمة المسندة الخاصة بخصائص البيانات Data specification، نختار Quarterly كمايظهر لنا في النافذة التالية:



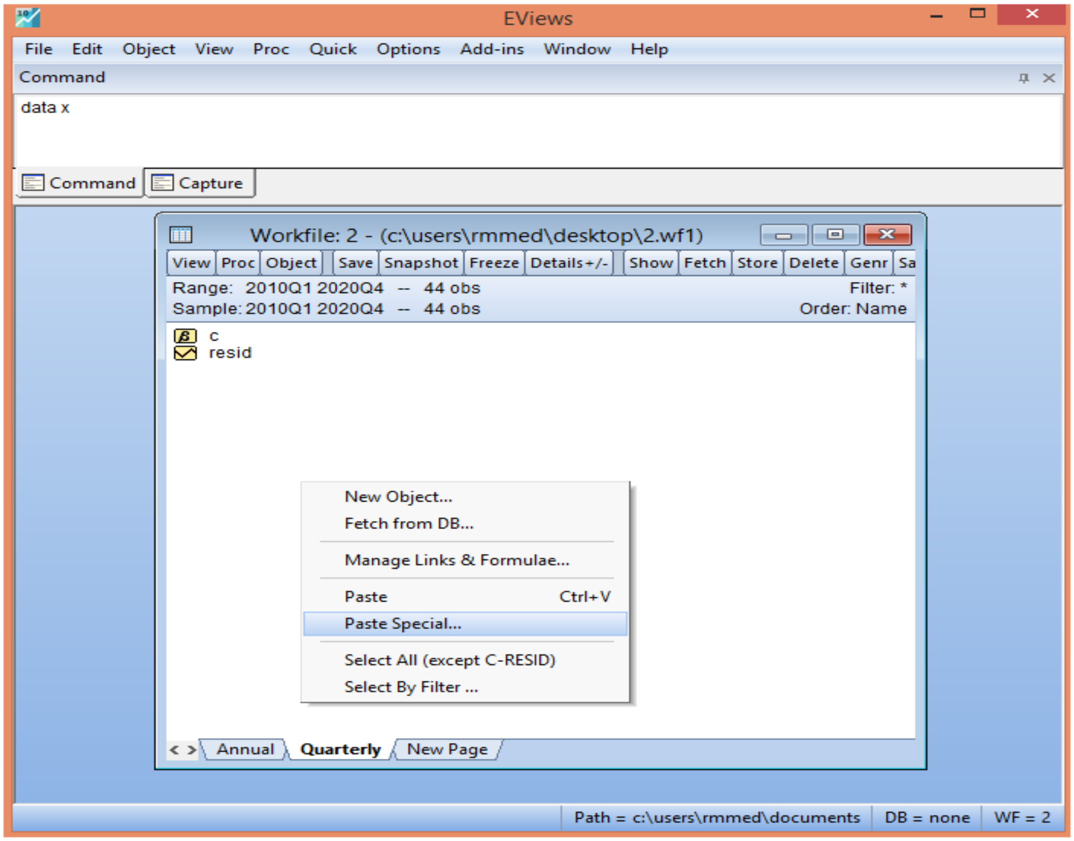
- نضغط على OK فتهر لنا النافذة الاتية لملف عمل جديد:



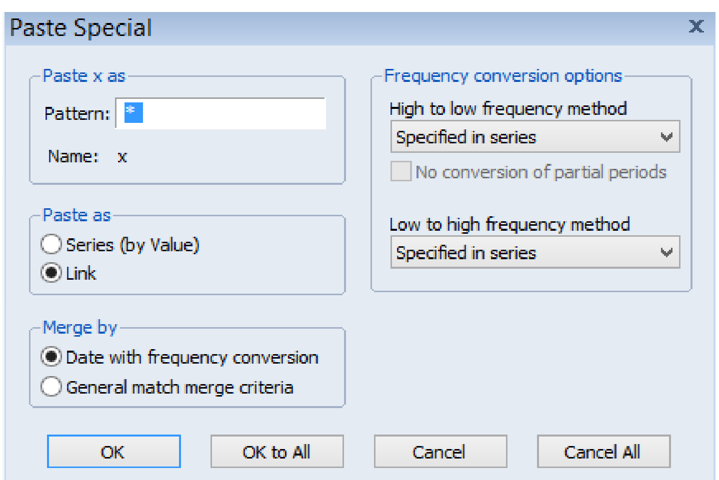
- نفتح صفحة البيانات السنوية Annual ثم نضغط بيمين الماوس على ايقونة المتغير X، ثم نختار نسخ Copy كما يظهر في الشكل ادناه:



- نتجه الى صفحة البيانات الفصلية Quarterly ثم نضغط بيمين الماوس على مكان فارغ، ثم نختار لصق محدد Paste Special كما يظهر في الشكل ادناه:



- يظهر المربع الحواري ادناه الذي يحتوي على عدة اختيارات:



- **الاختيار Pattern:** يمكن تحديد اسم المتغير الفصلي بكتابة اسمه في خانة Pattern. وإذا رغبنا في الاحتفاظ بنفس اسم المتغير في السلسلة الاصلية يكف ان نترك العلامة * كما هي.

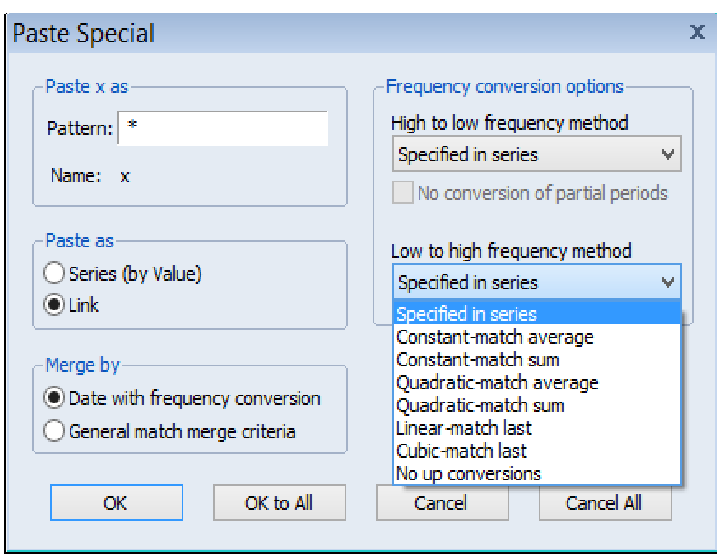
- **الاختيار Paste as**: يتوفر فيه حالتين:

- **الحالة الأولى Series (by value)**: وهي سلسلة (حسب القيمة)، أي يتم لصق البيانات كقيم في صفحة البيانات الفصلية ولن تتغير إذا تم تغيير البيانات في المصدر الرئيسي لصفحة البيانات السنوية. مثلا بعد لصق البيانات وقمنا بتعديل او حذف مشاهدات سنوية فلن تتأثر البيانات الفصلية.
- **الحالة الثانية Link**: في هذه الحالة عند لصق البيانات فانها تكون مرتبطة مع المصدر الرئيسي، أي عند اجراء أي تعديل على البيانات الاصلية في مثالنا البيانات السنوية، فان البيانات في الصفحة الفصلية سوف تتغير معها آليا.

- يوجد على يمين المربع الحواري أسفل Frequency conversion options اختيارين هما:

- طريقة التردد (التكرار) العالي إلى المنخفض High to low frequency method: يستخدم اذا كان تحويل البيانات من التكرار الأعلى الى التكرار الأقل، مثلا التحويل من البيانات اليومية الى الشهرية او الى الفصلية او الى النصف السنوية او السنوية وهكذا.
- طريقة التردد المنخفض إلى العالي Low to high frequency method: هذا الاختيار يستخدم اذا كان تحويل البيانات من التكرار الاقل الى التكرار الأعلى، مثلا التحويل من البيانات السنوية الى النصف السنوية او الى الفصلية او الى الشهرية او اليومية وهكذا.

- في مثالنا هذا المطلوب تحويل البيانات السنوية الى الفصلية، أي من التكرار الأقل الى التكرار الأعلى. لذا سوف نستخدم الخيار الثاني، حيث كذلك يوجد فيه عدة خيارات كما يظهر في الشكل ادناه:



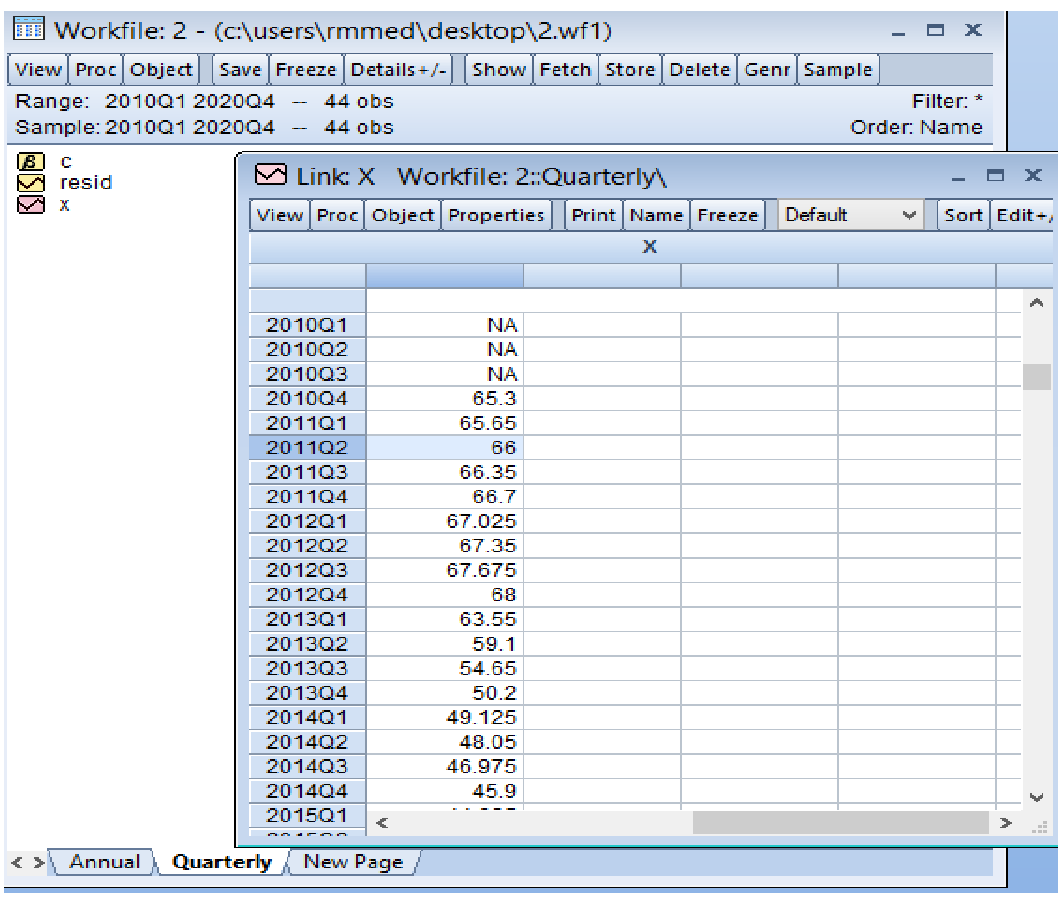
- **الحالة الأولى Constant-match average**: هنا يتم تكرار القيمة السنوية ذات التكرار الأصغر الى كل فصل ذات التكرار الأكبر في السنة المقابلة، بمعنى ان كل ربع في سنة 2010 في مثالنا هذا سوف يأخذ نفس القيمة السنوية في سنة 2010، أي تكون القيمة 65.3 في هذه الحالة.
- **الحالة الثانية Constant-match sum**: يتم تكرار القيمة السنوية ذات التكرار الأصغر بعد قسمتها على 4 عبارة عن عدد الفصول في السنة وذلك في كل ربع ذات التكرار الأكبر في السنة المقابلة، بمعنى ان كل ربع في سنة 2010 قسوما على 4، أي القيمة نحصل على القيمة 16.325 في هذه الحالة.
- **الحالة الثالثة Quadratic-match average**: في هذه الحالة يتم استخدام طريقة الاستكمال التربيعي المحلية local quadratic interpolation للقيم السنوية في مثالنا هذا ذات التكرار الأصغر الى كل ربع ذات التكرار الأكبر في السنة المقابلة. في هذه الحالة نحصل على القيم التالية: الفصل الأول تكون القيمة 64.753125، الفصل الثاني تكون القيمة 65.121875، الفصل الثالث تكون القيمة 65.484375 اما الفصل الرابع من سنة 2010 نحصل على القيمة 65.840625، وهكذا لباقي السنوات المتبقية.
- **الحالة الرابعة Quadratic-match sum**: يتم استخدام نفس طريقة الاستكمال التربيعي المحلية للقيم السنوية ذات التكرار الأصغر الى كل ربع ذات التكرار الأكبر في السنة المقابلة وذلك بعد قسمتها على عدد الارباع 4. في هذه الحالة نحصل على القيم التالية: الفصل الأول تكون القيمة 16.18828125، الفصل الثاني تكون القيمة 16.28046875، الفصل الثالث تكون القيمة 16.37109375 اما الفصل الرابع من سنة 2010 نحصل على القيمة 16.46015625، وهكذا بالنسبة لباقي السنوات.
- **الحالة الخامسة Linear-match last**: يتم ادخال القيمة ذات التكرار الأصغر الى الفترة الأخيرة في التكرار الأكبر، ثم يتم تطبيق طريقة الاستكمال الخط Linear interpolation لتعبئة باقي القيم. في مثالنا هذا، الفصل الرابع في سنة 2010 (2010Q4) سيأخذ القيمة السنوية لسنة 2011 وهي 66.7، ثم باستخدام طريقة الاستكمال الخطي سيتم تعبئة باقي القيم: 2011Q1, 2011Q2, 2011Q3 وهكذا. في هذه الحالة نحصل على القيم: 65.3 للفصل الرابع لسنة 2010 (Q42010) مع العلم ان الفصول الثالثة الأولى تكون قيمها غير محددة، اما باقي الفصول من سنة 2011 تكون على التوالي:

(2011Q1=65.65)، (2011Q2=66)، (2011Q3=66.35)، (2011Q4=66.7) وهكذا بالنسبة لباقي السنوات.

- **الحالة السادسة Cubic-match last**: يتم استخدام نفس الطريقة السابقة ولكن تكون هنا في حالة تسمى بحالة الاستكمال التكعيبي. في هذه الحالة نحصل على القيم: 65.3 للفصل الرابع لسنة 2010 (Q42010) مع العلم الفصول الثالثة الأولى تكون ايضا قيمها غير محددة، اما باقي الفصول من سنة 2011 تكون على التوالي: (2011Q1=65.2713)، (2011Q2=65.3940)، (2011Q3=65.8198)، (2011Q4=66.7) وهكذا بالنسبة لباقي السنوات.

فلاجل تطبيق أحد هذه الخيارات لابد من معرفة نوع المسار الذي تسلكه البيانات، هل هي من النوع الخطي او التكعيبي او غير ذلك....

- باعتبار بيانات المثال 2 الذي هو بين أيدينا فان البيانات لها اتجاه عام خطي متناقص، ولاجل ذلك سوف نقوم بتطبيق طريقة Linear-match last، أي طريقة الاستكمال الخطي. وذلك بنسخ قيم المتغير X في صفحة البيانات الفصلية وسوف يتم تحويلها الى بيانات فصلية كما يظهر في الشكل ادناه:



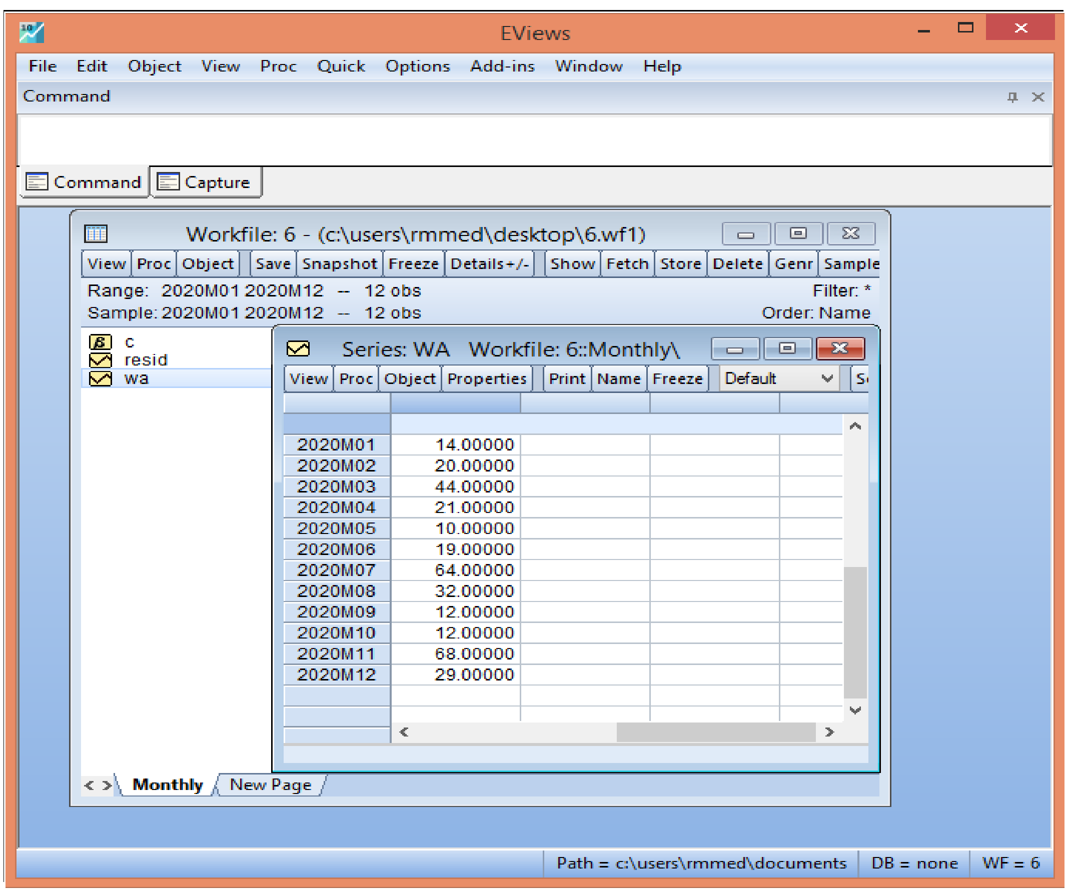
2.3. تحويل البيانات ذات التكرار الأكبر الى التكرار الأقل

نأخذ المثال التطبيقي 6 حول المبيعات الشهرية لاحد المؤسسات الاقتصادية لسلعة من خلال سنة 2020 المسجلة من جانفي 2020 الى ديسمبر 2020. والمطلوب هو تحويل هذه البيانات ذات التكرار الاكبر الشهرية الى البيانات ذات التكرار الاقل أي بيانات فصلية.

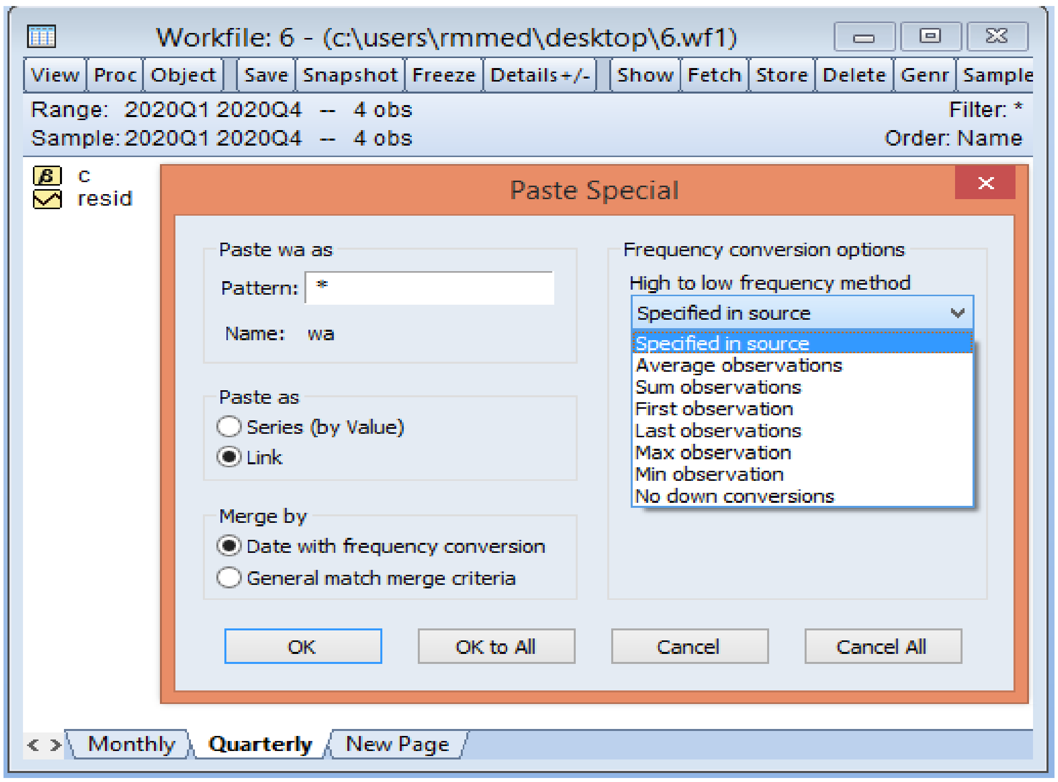
شهر-سنة	المبيعات ($)	شهر-سنة	المبيعات ($)
2020-11	14	2020-06	32
2020-12	20	2020-07	12
2020-04	44	2020-08	12
2020-02	21	2020-09	68
2020-03	10	2020-10	29
2020-04	19	2020-11	7
2020-05	64	2020-12	18

الحل

- بنفس الخطوات السابقة نقوم بإدخال هذه البيانات في ترددات شهرية كما هو موضح ادناه:



- بنفس الخطوات السابقة أيضا، نقوم بانشاء ملف عمل يحتوي على صفحة جديدة New Page الخاصة بتحويل البيانات الى بيانات فصلية ونسميها بـ: Quarterly
- نفتح صفحة البيانات الشهرية Monthly ثم نضغط بيمين الماوس على ايقونة المتغير WA، ثم نختار نسخ Copy ونتجه الى صفحة البيانات الفصلية Quarterly ثم نضغط بيمين الماوس على مكان فارغ، ثم نختار لصق محدد Paste Special كما يظهر في الشكل ادناه:



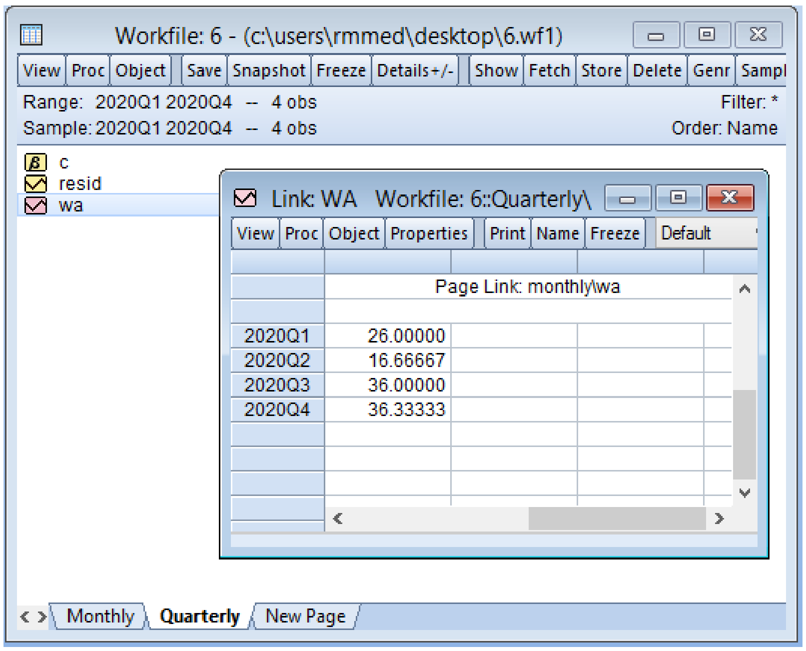
- يوجد على يمين المربع الحواري أسفل Frequency conversion options اختيارين، فنختار طريقة التردد (التكرار) العالي إلى المنخفض High to low frequency method لان المطلوب هو تحويل البيانات الشهرية (التكرار الأكبر) الى بيانات فصلية (التكرار الأصغر)، كما توجد عدة خيارات تحت هذا الاختيار الأول من التردد (التكرار) العالي إلى المنخفض High to low frequency method وهي:

- **الحالة الأولى Average observations**: يتم وضع المشاهدة في التكرار الأقل مساوية للمتوسط الحسابي للمشاهدات في التكرار الأكبر المناظر. اذن في مثالنا نأخذ المتوسط الحسابي للاشهر الثلاث الاولى (2020M01, 2020M02, 2020M03) ونضعه في2020Q1 وهكذا، في هذه الحالة تكون القيمة 26 هي متوسط القيم: 14، 20، 44 للفصل الأول من سنة 2020.

- **الحالة الثانية Sum observations:** يتم وضع المشاهدة في التكرار الأقل مساوية لمجوع المشاهدات في التكرار الأكبر المناظر، بمعنى ان نأخذ مجموع المشاهدات ونضعها للفصل المقابل وهكذا. في مثالنا نأخذ مجموع المشاهدات في (2020M01, 2020M02, 2020M03) ونضعه في 2020Q1 وهكذا، أي تكون القيمة 78 في هذه الحالة هي مجموع القيم: 14، 20، 44 للفصل الأول من سنة 2020.
- **الحالة الثالثة First observations:** يتم وضع المشاهدة في التكرار الأقل مساوية للمشاهدة الاولى في التكرار الأكبر المناظر، بمعنى ان نأخذ مشاهدة 2020M01 في هذا المثال ونضعها للفصل الأول 2020Q1 وهكذا، أي القيمة 14 وهي اول قيمة بين القيم: 14، 20، 44 وتكون القيمة 21 للفصل الثاني 2020Q2 من بين القيم 21، 10، 19. تكون القيمة 64 للفصل الثالث 2020Q3 من بين القيم: 64، 32، 12. تكون القيمة 12 للفصل الرابع 2020Q4 من بين القيم: 12، 68، 29.
- **الحالة الرابعة Last observations:** يتم وضع المشاهدة في التكرار الأقل مساوية للمشاهدة الاخيرة في التكرار الأكبر المناظر، بمعنى ان نأخذ مشاهدة 2020M03 في هذا المثال ونضعها للفصل الأول 2020Q01 وهكذا، أي القيمة 44 من بين القيم: 14، 20، 44 وتكون القيمة 19 للفصل الثاني Q22020 من بين القيم 21، 10، 19. تكون القيمة 12 للفصل الثالث 2020Q3 من بين القيم: 64، 32، 12. تكون القيمة 29 للفصل الرابع 2020Q4 من بين القيم: 12، 68، 29.
- **الحالة الخامسة Max observations:** يتم وضع المشاهدة في التكرار الأقل مساوية لاكبر مشاهدة في التكرار الأكبر المناظر، بمعنى ان نأخذ أكبر مشاهدة من (2020M01, 2020M02, 2020M03) ونضعها في 2020Q1 وهكذا، في مثالنا هذا، تكون القيمة 44 هي الأكبر من بين القيم: 14، 20، 44 ونضعها للفصل الأول 2020Q1، وتكون القيمة 21 للفصل الثاني 2020Q2 من بين القيم 21، 10، 19. تكون القيمة 64 للفصل الثالث 2020Q3 من بين القيم: 64، 32، 12. تكون القيمة 68 للفصل الرابع 2020Q4 من بين القيم: 12، 68، 29.
- **الحالة الخامسة Max observations:** يتم وضع المشاهدة في التكرار الأقل مساوية لاقل مشاهدة في التكرار الأكبر المناظر، بمعنى ان نأخذ اقل مشاهدة من (2020M01, 2020M02, 2020M03) ونضعها في 2020Q1 وهكذا، في مثالنا هذا، تكون القيمة 14 هي الأكبر من بين القيم: 14، 20، 44 ونضعها للفصل الأول 2020Q1، وتكون القيمة 10 للفصل الثاني 2020Q2 من بين القيم 21، 10،

19. تكون القيمة 12 للفصل الثالث 2020Q3 من بين القيم: 64، 32، 12. تكون القيمة 12 للفصل الرابع 2020Q4 من بين القيم: 12، 68، 29.

فلاجل تطبيق أحد هذه الخيارات لابد ان يكون استخدام تحويل مناسب لمتغيرات الدراسة مع مراعاة طبيعة المتغيرات من الناحية الاقتصادية، في هذا المثال والذي هو خاص بالمبيعات الشهرية، فاننا سوف نطبق عليها الحالة الأولى، أي طريقة Average observations وذلك بنسخ قيم المتغير WA في صفحة البيانات الفصلية وسوف يتم تحويلها الى بيانات فصلية كما يظهر في الشكل ادناه:



2. الانحدار الخطي البسيط

Simple Linear Regression

سوف يعالج هذا الفصل نموذج الانحدار الخطي البسيط واستخدامه في تقدير نموذج ما على سبيل المثال. يستخدم نموذج الانحدار البسيط لدراسة العلاقة بين متغيرين، إلا أن نموذج الانحدار الخطي البسيط عليه بعض القيود كأداة عامة للتحليل التجريبي، واستخدامه مناسب كأداة تجريبية (السواغي، 2011، ص.63).

سوف يتم التعرض الى مختلف الخطوات التي يتم عمل بها تقدير نموذج الانحدار الخطي البسيط، ثم في مرحلة موالية سوف نتعرض الى التقنيات المختلفة من طرق تقييم هذا النموذج المقدر ومدى صلاحيته لعملية التنبؤ، حيث في كل مرحلة سوف يتم شرح شاشة النتائج وتفسير مخرجات نتائج التقدير، حتى يستطيع المتتبع فهم هذه التقنيات المستعملة لاجل التقدير.

I. تعريف نموذج الانحدار الخطي البسيط

يبدأ تطبيق التحليل الاقتصادي القياسي بالفرضية التالية: هما متغيران يمثلان بعض المجتمع، ولدينا اهتمام بشرح y بـ: x أو في دراسة كيفية تغير y بتغير x، مثلا، y قيم الصادرات و x اسعار الصادرات.

في نموذج نشرح فيه علينا أن نواجه ثلاث قضايا (السواغي، 2011، ص ص.73-75):

- أولا: لأنه لا يوجد أبدا علاقة دقيقة بين متغيرين، كيف نسمح لعوامل أخرى أن تؤثر في y.
- ثانيا: ما هي العلاقة الدالية بين y و x.
- ثالثا: كيف يمكننا أن نتأكد من التقاط علاقة ثبات بقية العناصرCeteris Paribus بين y و x (إذا كان ذلك هو الهدف المنشود). ويمكننا حل هذه الالتباسات بكتابة علاقة y بـ: x بالمعادلة البسيطة التالية:

$$y = ax + b + \varepsilon$$

هذه المعادلة تحدد نموذج الانحدار الخطي البسيط، وتسمى بنموذج الانحدار الخطي بمتغيرين لأنه يربط بين y و x المتغيرين وسوف نناقش معنى المتغيرات.

المتغيران y و x لهما أسماء مختلفة تستخدم على النحو التالي:

يسمى y بالمتغير التابع Dependent Variable، والمتغير التوضيحي Explained Variable، ومتغير الاستجابة Response Variable، ومتغير المتنبأ به Predicted Variable أو المتغير المُفسّر Regressand.

ويسمى x بالمتغير المستقل Independent Variable، والمتغير التفسيري Explanatory Variable، والمتغير الرقابي Control Variable، ومتغير التوقع Predictor Variable، أو المقدر فيRegressor وكثيرا ما يستخدم مصطلح المتغير التابع والمتغير المستقل في الاقتصاد القياسي.

مصطلح المتغير المُفسَّر والتفسيري وهو على الأرجح أكثر وصفا. وتستخدم الاستجابة والرقابة في الغالب في العلوم التجريبية، وحيث أن المتغير x تحت المراقبة نستخدم مصطلح متغير التوقع Predicted Variable وتوقع Predictor.

المتغير ε يسمى حد الخطأ أو اضطراب العلاقة، ويمثل العوامل الأخرى عدا x التي تؤثر في y ويعالج تحليل الانحدار البسيط بفاعلية جميع العوامل عدا x التي تؤثر في y والتي تكون غير مشاهدة، ويمكنك أن تعتبر ε كأمر غير مشاهد.

تتناول المعادلة مسألة علاقة الدالة بين y و x مع بقاء العوامل الأخرى في ε ثابتة، وبذلك يكون التغير في ε يساوي صفر $\Delta\varepsilon = 0$ ويكون تأثير x خطي على y:

$$\Delta y = a\,\Delta x \quad if \quad \Delta\varepsilon = 0$$

لذا، فإن التغيّر في y هو ببساطة a مضروباً في تغير x وهذا يعني أن a هي معلمة الميل في العلاقة بين y و x مع بقاء العوامل الأخرى في ε ثابتة، وهي ذات أهمية أساسية في الاقتصاد التطبيقي، كذلك معلمة الحد الثابت b لها استخدامها، ومن النادر أن يكون التحليل من نقطة المركز.

II. خطوات تقدير نموذج الانحدار البسيط

لنأخذ المثال العملي 7 والخاص بدالة الاستهلاك في احدى المدن، حيث Y تمثل الانفاق الاستهلاكي مقاسا بمليارات الدولارات وX تمثل الدخل المتاح مقاسا بمليارات الدولارات خلال الفترة الزمنية الجارية من سنة 2001 الى سنة 2020 والمبينة في الجدول الموالي:

السنة	X	Y	السنة	X	Y
2001	17.3	15.3	2011	24.9	21.9
2002	21.91	19.91	2012	23.5	20.5
2003	22.96	20.94	2013	26.05	22.83
2004	21.86	19.66	2014	26.69	23.49
2005	23.72	21.32	2015	27.6	24.2
2006	20.73	18.33	2016	26.45	23.05
2007	22.19	19.59	2017	27.61	24.01
2008	23.9	21.3	2018	29.43	25.83
2009	23.73	20.93	2019	28.95	25.15
2010	24.44	21.64	2020	28.86	25.06

والمطلوب من هذا العمل هو:

1- التمثيل البياني للمتغيرين X و Y

2- دراسة إحصائية وصفية للمتغيرين X و Y

3- رسم شكل الانتشار X و Y

4- حدد النموذج المناسب الذي يعبر عن العلاقة ببين الدخل والاسهلاك.

5- تقدير معادلة الاستهلاك مع شرح النتائج المتحصل علىها.

6- قدر التباين Varianceوالتباين المشترك Coveriance

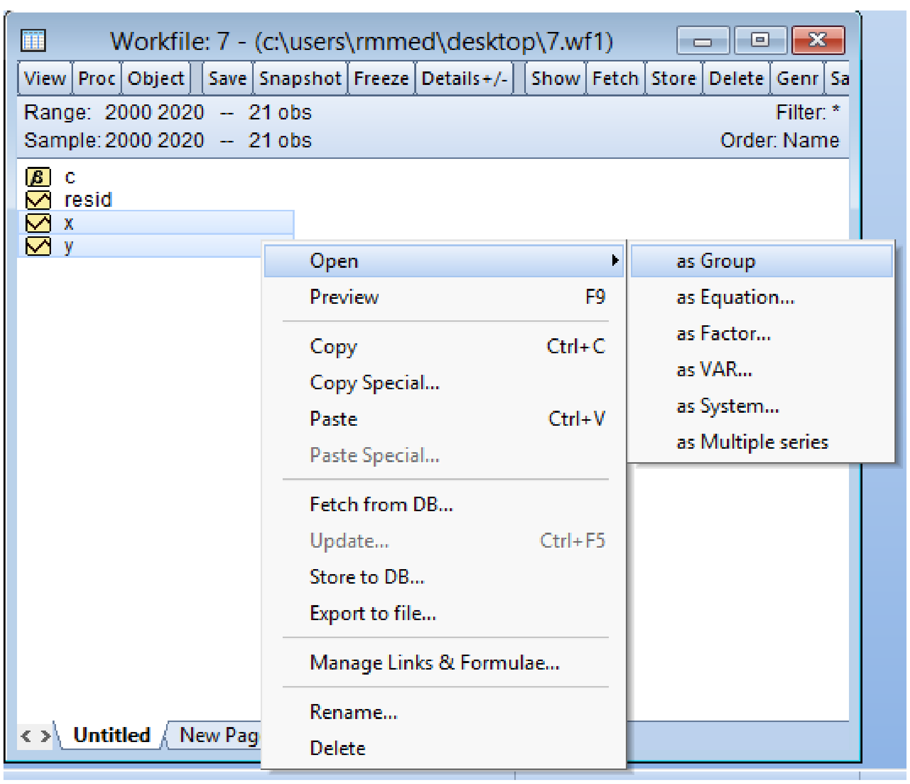
7- رسم خط الانحدار.

8- ماهو مستوى الانفاق الاستهلاكي عندما يبلغ مستوى الدخل المتاح 25.44 مليار دولار؟

الحل

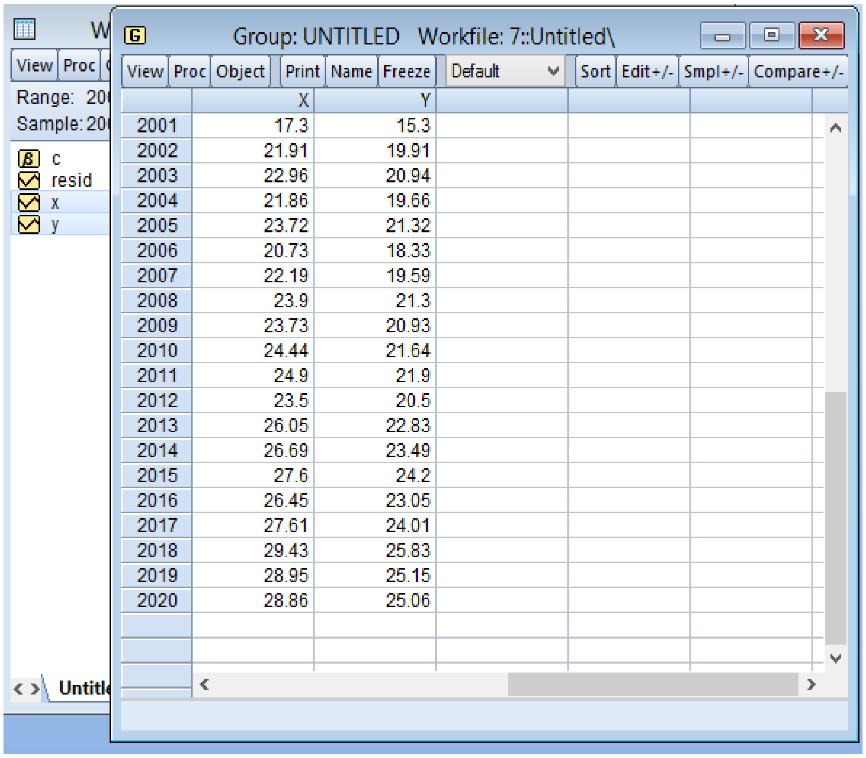
1- للقيام بالتمثيل البياني لكل من المتغيرين X و Y فاننا نتبع الخطوات التالية وذلك بعد ادخال البيانات كما تم شرح كيفية إدخالها سابقا:

- ننقر أولا على سلسلة المتغير X ونضغط بعد ذلك على الزر Ctrl وننقر على سلسلة المتغير Y لاضافتها الى خياراتنا[1]، ثم نضغط بيمين زر الماوس ونختار الامر: Open ⟶ as Group او نتبع الامر الآخر: View ⟶ Open Selected ⟶ One Window ⟶Open group، حيث نتحصل على المربع الحواري ادناه:



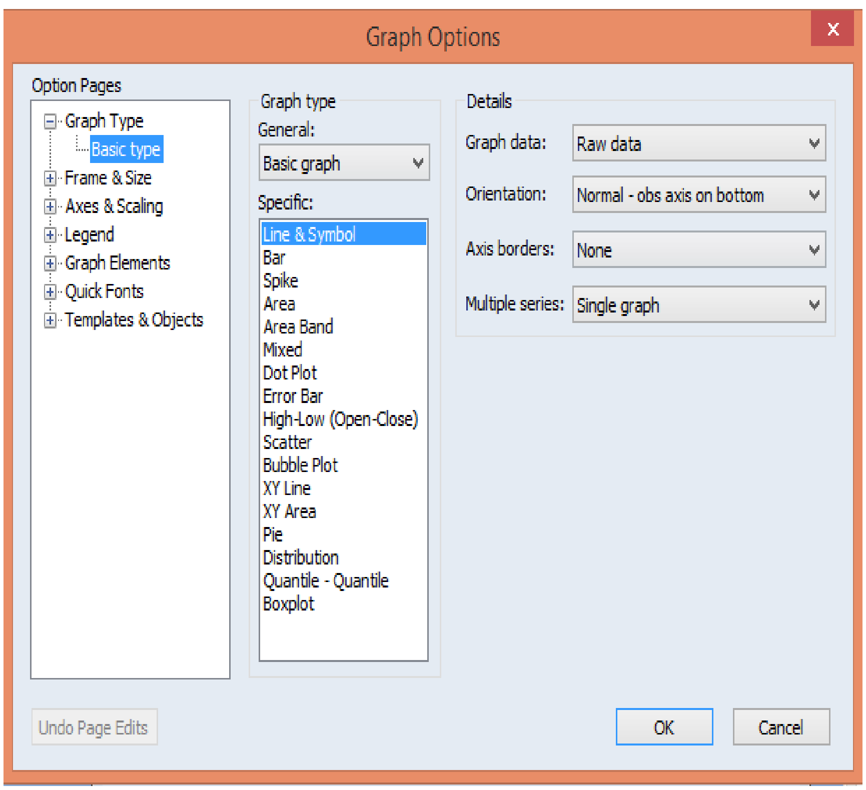
- هنا يتم عرض بيانات المتغيرين X و Y كما يظهر في المربع الحواري ادناه:

[1] يمكن العكس باختيار المتغير Y أولا ثم المتغير X او اختيار كل متغير على حدى واكمال الخطوات المتبقية لاجل التمثيل البياني لكل متغير.

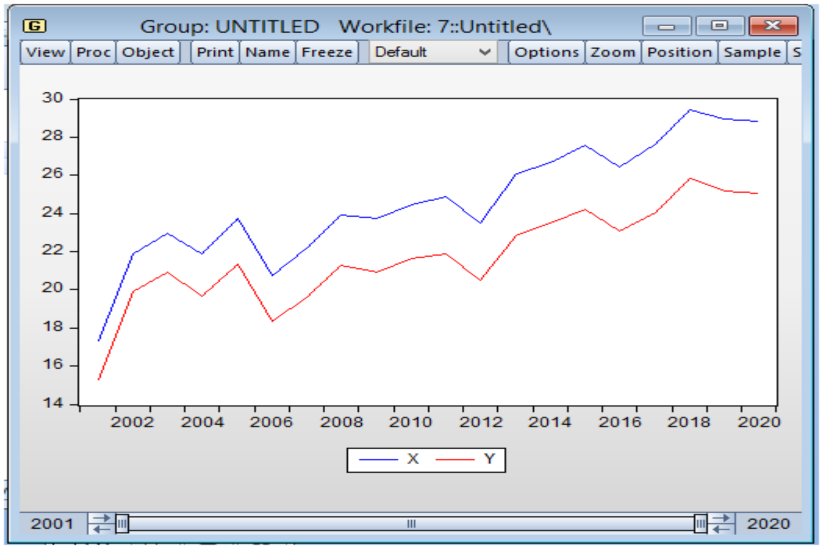

Group: UNTITLED Workfile: 7::Untitled\

	X	Y
2001	17.3	15.3
2002	21.91	19.91
2003	22.96	20.94
2004	21.86	19.66
2005	23.72	21.32
2006	20.73	18.33
2007	22.19	19.59
2008	23.9	21.3
2009	23.73	20.93
2010	24.44	21.64
2011	24.9	21.9
2012	23.5	20.5
2013	26.05	22.83
2014	26.69	23.49
2015	27.6	24.2
2016	26.45	23.05
2017	27.61	24.01
2018	29.43	25.83
2019	28.95	25.15
2020	28.86	25.06

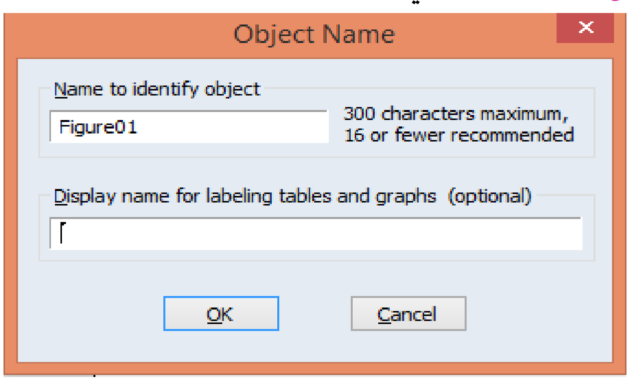
- ثم نختار الامر: View⟶Graph⟶Line & Symbol كما هو موضح في الشكل ادناه:



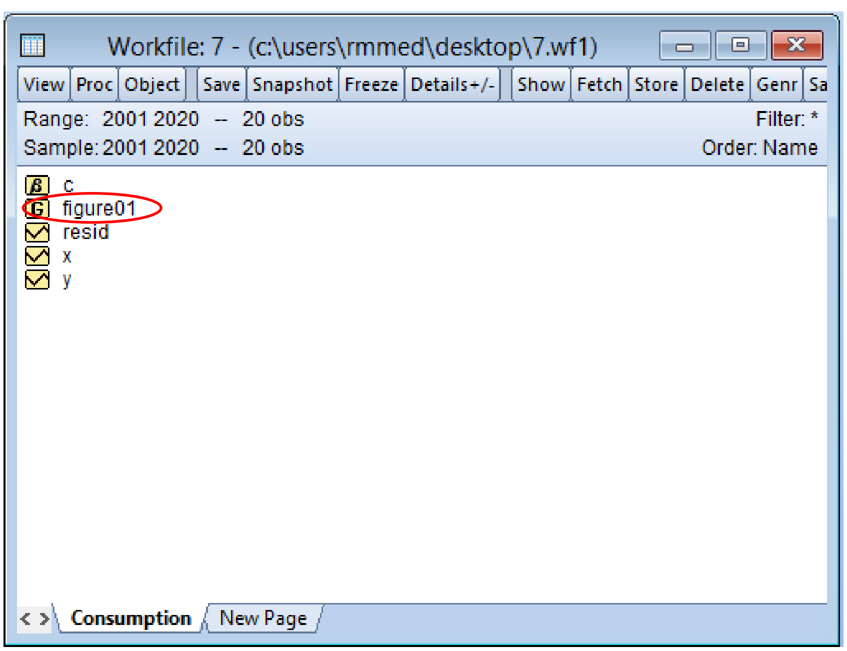
- نضغط على OK، فنحصل على الرسم البياني ادناه:



- لحفظ الرسم البياني، نختار من شريط الخيارات Name ونحدد اسم مناسب لهذا الرسم البياني، مثلا نسميه بـ:Figure 01 كماهو مبين في الشكل ادناه:



- نضغط على OK، فنحصل على النتائج المخزنة ادناه:

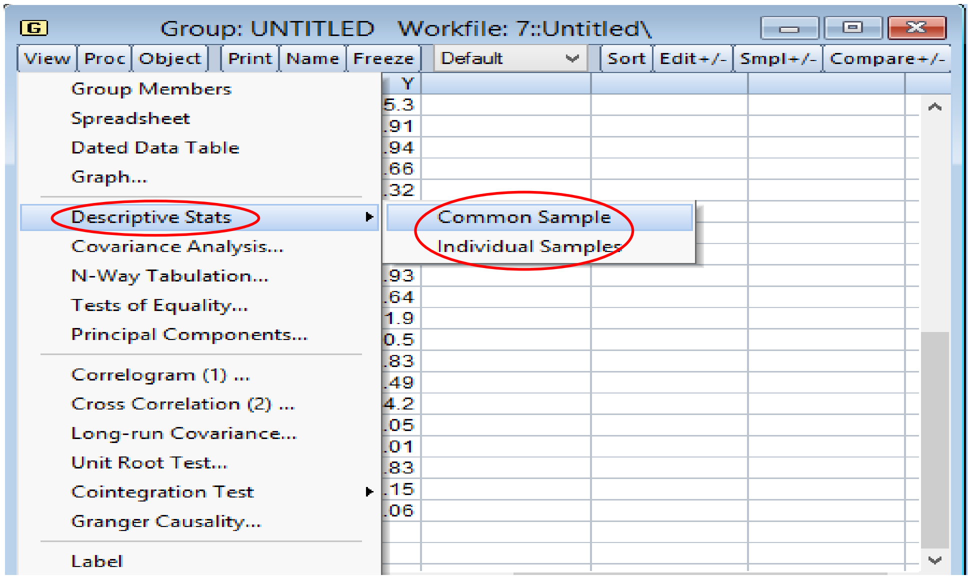


2- الدراسة الوصفية للمتغيرين X و Y

- نتبع نفس الخطوات السابقة مع الامر التالي:

حيث View ⟶ Open Selected ⟶ One Window ⟶Open group⟶ View⟶Descriptive Stat

نتحصل على الخيارين التاليين الموضحين ادناه:



- هنا يتم عرض لنا خيارين، الخيار الأول تكون دراسة وصفية لعينة مشتركة Common Sample، اما الخيار الثاني فهو خاص بعينات فردية Individual Samples، فنختار احدهما وليكن على الأرجح الخيار الأول فنتحصل على المخرجات التالية[1]:

Group: UNTITLED Workfile: 7::Untitl...

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Sample | Sheet | Stats | Spec

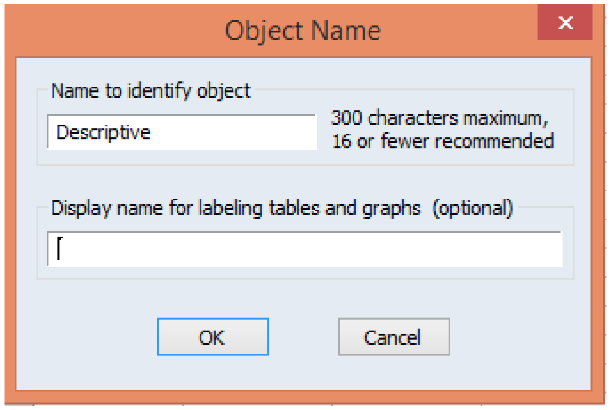
	X	Y
Mean	24.63900	21.74700
Median	24.17000	21.48000
Maximum	29.43000	25.83000
Minimum	17.30000	15.30000
Std. Dev.	3.104979	2.566870
Skewness	-0.333295	-0.502523
Kurtosis	2.785851	3.225716
Jarque-Bera	0.408502	0.884221
Probability	0.815258	0.642679
Sum	492.7800	434.9400
Sum Sq. Dev.	183.1770	125.1876
Observations	20	20

[1] نستطيع ان نختار الخيار الثاني Individual Samples، وبالطبع نتحصل على نفس النتائج.

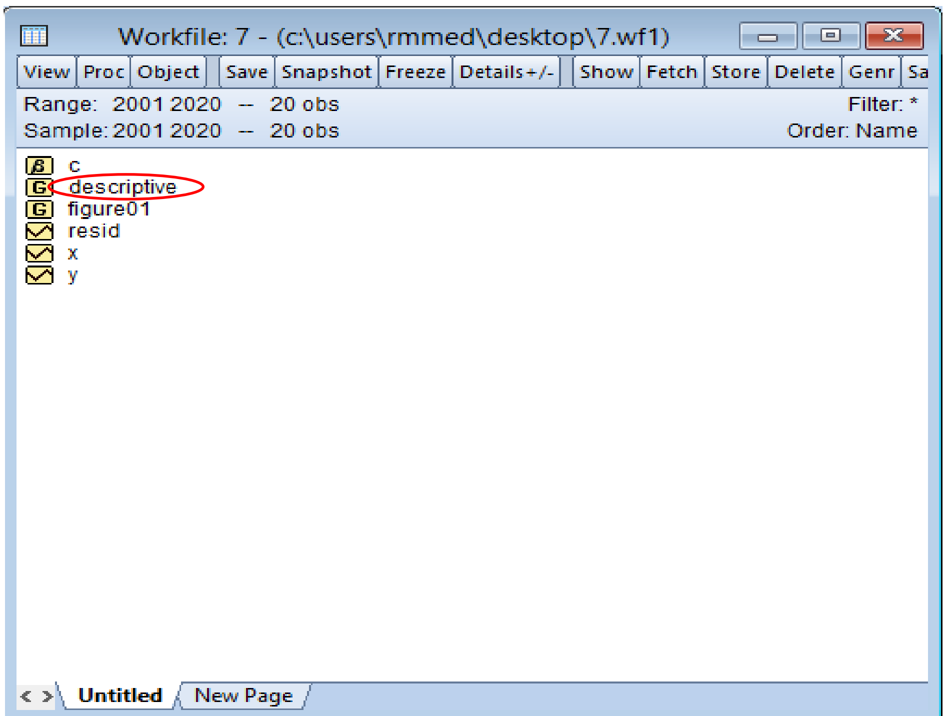
- من خلال هذه المخرجات لدينا:

- السطر 1: يخص المتوسط الحسابي Mean، حيث: $\bar{x} = 24.63900, \quad \bar{y} = 21.74700$
- السطر 2: يخص الوسيط Median، حيث: $M(x) = 24.17000, \quad M(y) = 21.48000$
- السطر 3: يمثل أكبر قيمة في البيانات، حيث: $Max(x) = 29.43000, \quad Max(y) = 25.83000$
- السطر 4: يمثل اقل قيمة في البيانات، حيث: $Min(x) = 17.30000, \quad Min(y) = 15.30000$
- السطر 5: يمثل الانحراف المعياري لكل متغير، حيث: $\sigma_x = 3.104979, \quad \sigma_y = 2.566870$
- السطر 6: يمثل معامل الالتواء Skewnes (عدم التماثل)، حيث:
  - $S(x) = -0.333295, \quad S(y) = -0.502523$
- السطر 7: يمثل معامل التفرطح Kurtosis (التسطيح او درجة التقوس)، حيث:
  - $K(x) = 2.785851, \quad K(y) = 3.225716$
- السطر 8: يمثل إحصائية Jarque-Bera، حيث: $JB_x = 0.408502, \quad JB_y = 0.884221$
- السطر 9: يمثل القيمة الاحتمالية لإحصائية Jarque-Bera، حيث:
  - $prob(JB_x) = 0.815258, \quad prob(JB_y) = 0.642679$
- هاتين القيمتين الاحتماليتين هما أكبر من القيمة الجدولية الحرجة 5% وبالتالي المتغيرين X و Y لهما توزيع طبيعي.
- السطر 10: يمثل مجموع قيم المشاهدات لكل متغير حيث: $\sum_{i=1}^{n} x_i = 492.78, \quad \sum_{i=1}^{n} y_i = 434.94$
- السطر 11: يمثل مجموع الانحرافات التربيعية لكل متغير، حيث:
  - $\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 = 183.1770, \quad \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2 = 125.1876$
- السطر 12: يمثل مجموع المشاهدات والتي هي 20 مشاهدة لكل متغير.

▪ لحفظ هذه الدراسة الإحصائية الوصفية، نختار من شريط الخيارات Name ونحدد اسم مناسب لهذا الرسم البياني، مثلا نسميه بـ: Descriptive كماهو مبين في الشكل ادناه:



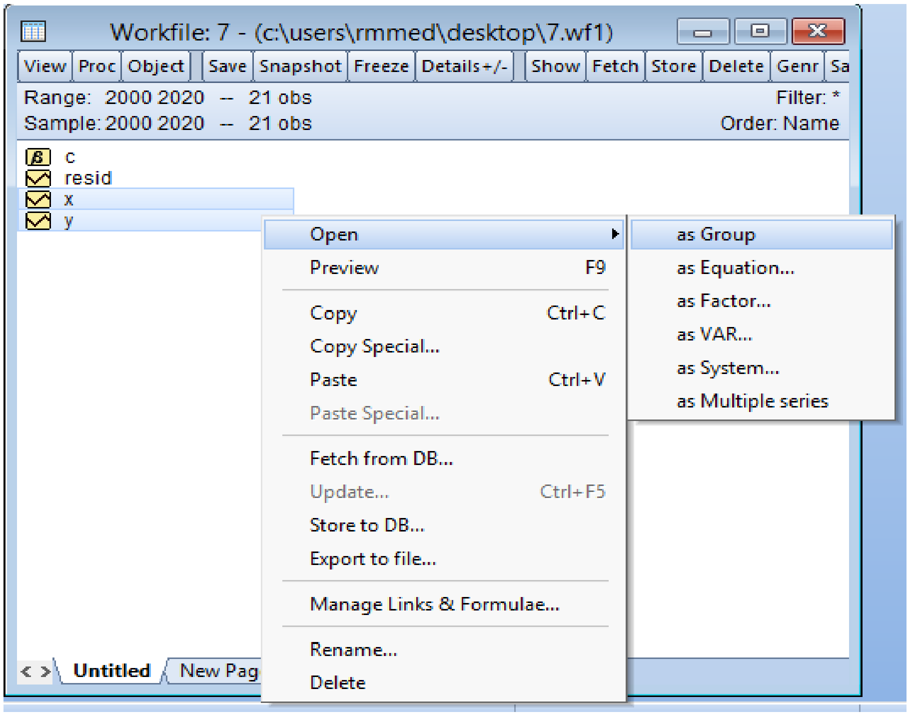
- نضغط على OK، فنحصل على النتائج المخزنة ادناه:



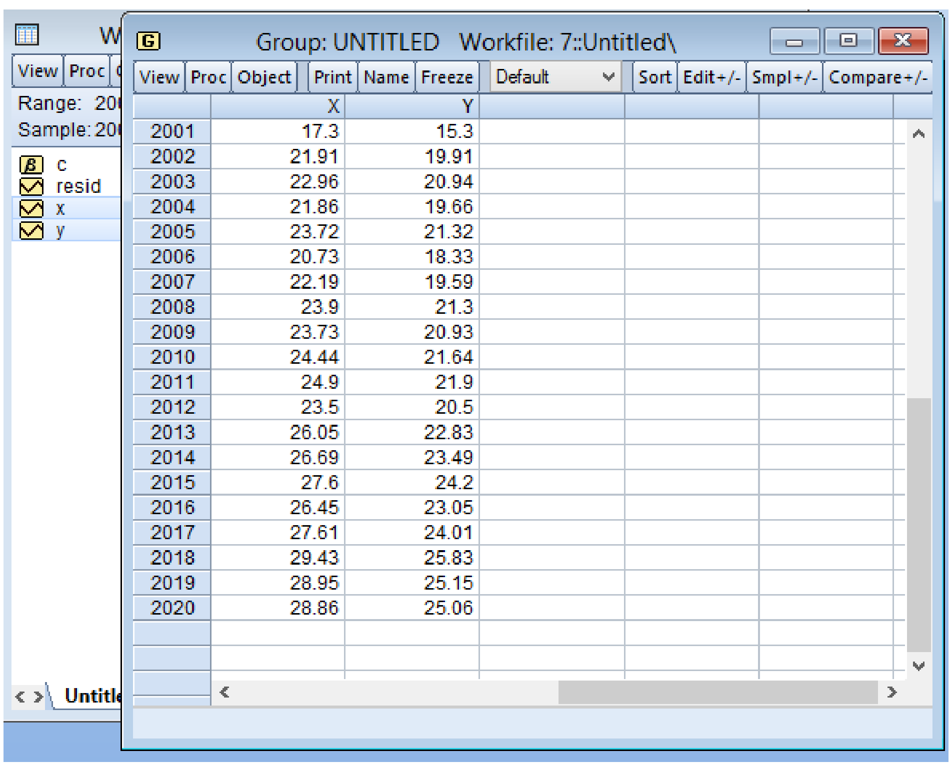
3- لرسم شكل الانتشار فاننا نتبع الخطوات التالية:

- ننقر أولا على سلسلة المتغير X[1] ونضغط بعد ذلك على الزر Ctrl وننقر على سلسلة المتغير Y لاضافتها الى خياراتنا، ثم نضغط بيمين زر الماوس ونختار الامر: Open ⟶ as Group او نختار الامر الآخر: View ⟶ Open Selected ⟶ One Window ⟶Open group حيث نتحصل على المربع الحواري ادناه:

[1] في هذه الحالة يعمل EViews على ان يكون ترتيب المتغير الذي يتم اختياره أولا على محور الفواصل.

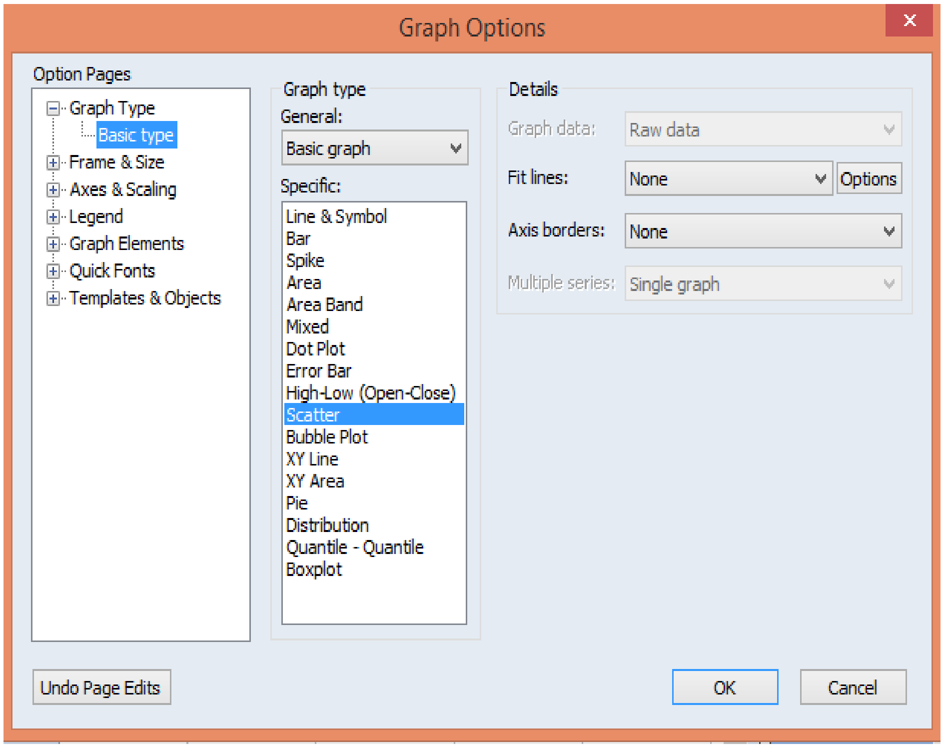


▪ هنا يتم عرض بيانات المتغيرين: X , Y كما يظهر في المربع الحواري ادناه:

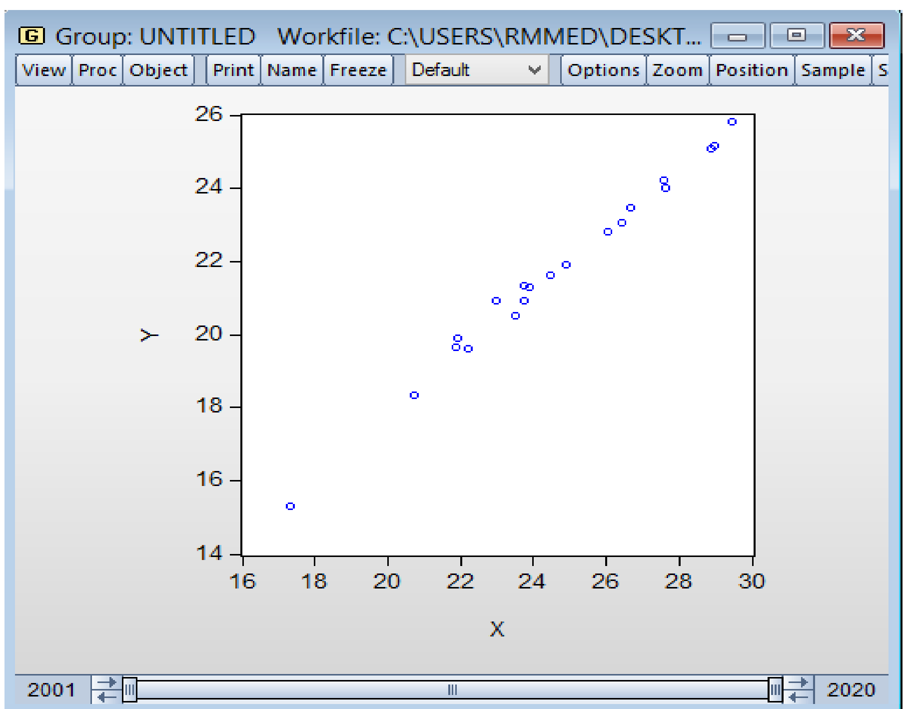


	X	Y
2001	17.3	15.3
2002	21.91	19.91
2003	22.96	20.94
2004	21.86	19.66
2005	23.72	21.32
2006	20.73	18.33
2007	22.19	19.59
2008	23.9	21.3
2009	23.73	20.93
2010	24.44	21.64
2011	24.9	21.9
2012	23.5	20.5
2013	26.05	22.83
2014	26.69	23.49
2015	27.6	24.2
2016	26.45	23.05
2017	27.61	24.01
2018	29.43	25.83
2019	28.95	25.15
2020	28.86	25.06

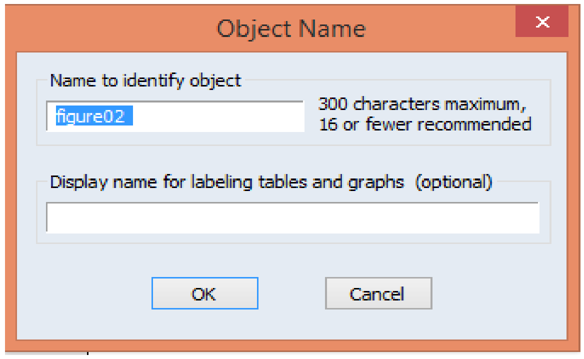
▪ ثم نختار الامر: View⟶Graph⟶Scatter كما هو موضح في الشكل ادناه:



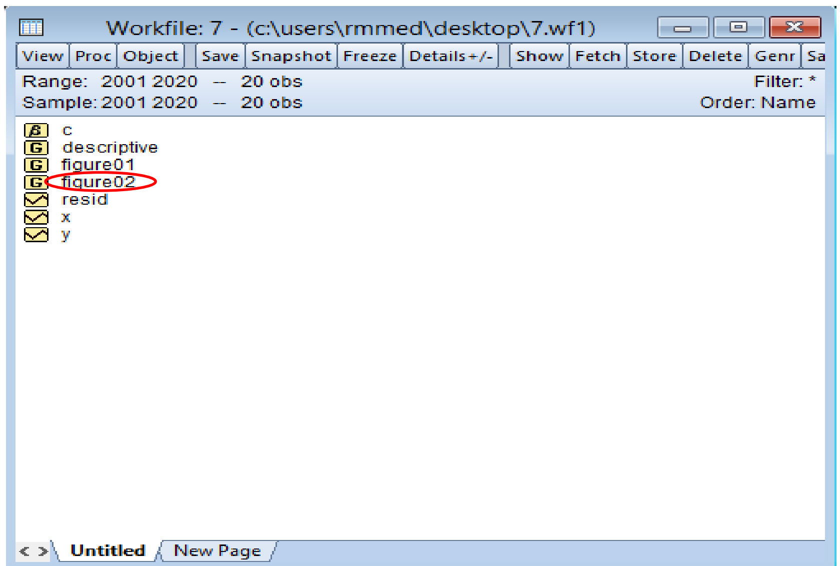
- نضغط على OK، فنحصل على الرسم البياني ادناه:



- لحفظ الرسم البياني، نختار من شريط الخيارات Name ونحدد اسم مناسب لهذا الرسم البياني، مثلا نسميه بـ:Figure 02 كماهو مبين في الشكل ادناه:



- نضغط على OK، فنحصل على الرسم البياني المخزن كما هو مبين في الشكل ادناه:



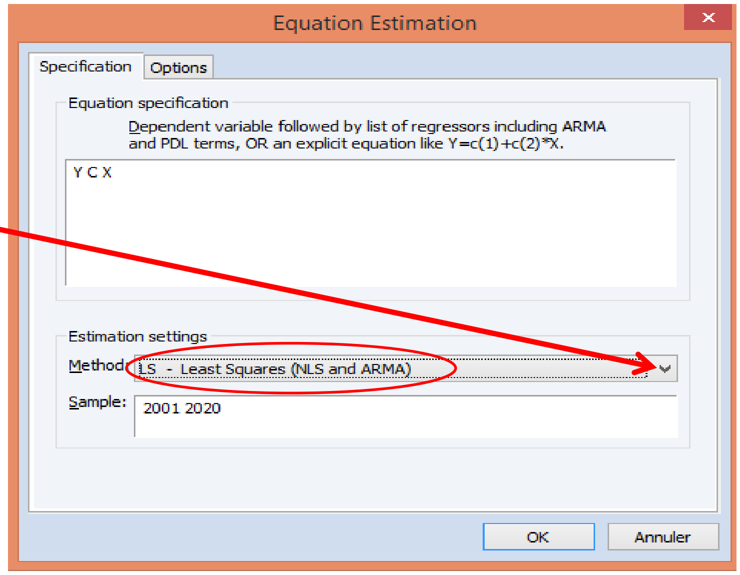
4- من خلال شكل الانتشار فان النموذج المناسب الذي يعبر عن العلاقة بين الدخل والاسهلاك هو النموذج الخطي، حيث يتبين ان هناك اتجاها خطيا عاما متزايدا بين الانفاق الاستهلاكي والدخل المتاح، أي: $Y_i = aX_i + c + \varepsilon_i$

5- تقدير معادلة الاستهلاك مع شرح النتائج المتحصل عليها: $\hat{Y}_i = \hat{a}X_i + \hat{c}$

- هناك عدة طرق لاجل التقدير، فيمكن اتباع الامر كمايلي: Quick ⟶ Estimate Equation، فيظهر لنا مربع حواري وبعدو ندخل المتغيرات بترك مسافة فاصلة بين كل متغير كمايلي: X C Y او: Y X C مع ضرورة ان المتغير التابع Y هو الذي يكون أولا ثم يليه الحد الثابت C ثم المتغير المستقل X او العكس بين الحد الثابت والمتغير المستقل كما هو مبين ادناه:[1]

[1] كذلك نستطيع ان ننقر أولا على سلسلة المتغير X ونضغط بعد ذلك على الزر Ctrl وننقر على سلسلة المتغير Y لاضافتها الى خياراتنا، ثم نضغط بيمين زر الماوس ونختار الامر: Open ⟶ as Equation⟶OK فنتحصل على جدول تقدير معادلة الاستهلاك. او يمكن مباشرة كتابة الامر التالي في نافذة الأوامر: LS Y C X او LS Y X C مع ترك مسافة بين الكتابة ونضغط على Enter فنتحصل على نتائج التقدير

يوجد عدة طرق لاجل التقدير، غير ان النموذج المقدر هو نموذج خطي بسيط، فاننا نستعمل طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية

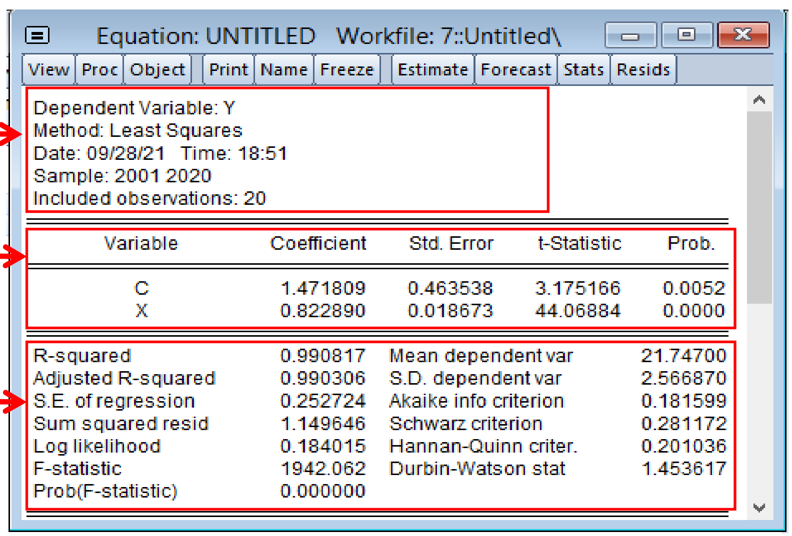


▪ نضغط على OK، فنحصل على نتائج التقدير:

القسم او الجزء الاول

الجزء الثاني

الجزء الثالث



Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 09/28/21 Time: 18:51
Sample: 2001 2020
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.471809	0.463538	3.175166	0.0052
X	0.822890	0.018673	44.06884	0.0000

R-squared	0.990817	Mean dependent var	21.74700
Adjusted R-squared	0.990306	S.D. dependent var	2.566870
S.E. of regression	0.252724	Akaike info criterion	0.181599
Sum squared resid	1.149646	Schwarz criterion	0.281172
Log likelihood	0.184015	Hannan-Quinn criter.	0.201036
F-statistic	1942.062	Durbin-Watson stat	1.453617
Prob(F-statistic)	0.000000		

- لحفظ نتائج التقدير، نختار من شريط الخيارات Name ونحدد اسم مناسب، مثلا نسميه بـ: eq01 كما تم شرح هذه الاجراءات سابقا.
- من خلال هذه المخرجات لدينا 03 اقسام:
- في الجزء الأول: أي الجزء العلوي الذي يمثل المعلومات العامة ويتكون من 06 أسطر:
  - السطر 1: اسم المتغير التابع Dependent Variable وهنا هو: Y
  - السطر 2: طريقة التقدير المستخدمة، هنا في المثال هي: Least squares
  - السطر 3: يمثل تاريخ وزمن التقدير.
  - السطر 4: مدى العينة المستخدم في التقدير، الذي هو من سنة 2001 الى سنة 2020.

- السطر 5: عدد العينة الداخلة في عملية التقدير، $n = 20$
- السطر 6: عدد العينة المستبعدة (هنا في هذا المثال لايوجد هذا السطر بسبب عدم وجود عينات مستبعدة، فمثلا لو كانت لدينا قيم مفقودة NA سوف تظهر في هذا السطر).

- في الجزء الثاني: أي الجزء الوسطي الذي يمثل المعلومات المتعلقة بتقدير معاملات الانحدار وتظهر على شكل تقرير مكون من 05 اعمدة:

- العمود 1: يحدد كل متغير، في هذا المثال نجد الثابت C والمتغير المستقل X
- العمود 2: هو لقيم المعاملات المقدرة، حيث: $\hat{a} = 0.822890,\ \hat{c} = 1.471809$، وهذا الميل هو موجبا، أي الزيادة بوحدة واحدة في المتغير X تؤدي الى الزيادة في المتغير Y بـ: 0.822890 وحدة، أي العلاقة بين متغير الدخل X ومتغير الاستهلاك Y هي علاقة طردية والذي يتوافق مع النظرية الاقتصادية.
- العمود 3: هذا العمود هو خاص بقيم الانحراف المعياري للمتغير المستقل X والثابت C، حيث:

$$Se_{(a)} = \sigma_x = 0.018673, \quad Se_{(c)}\sigma_c = 0.463538$$

- العمود 4: يمثل قيم احصائية Student، t-Statistic، حيث:

$$t_x = \frac{0.822890}{0.018673} = 44.06884, \quad t_c = \frac{1.471809}{0.463538} = 3.175166$$

نلاحظ بأن: $t_x = 44.06884 \succ t_{tab} = t_{\alpha/2, T-k} = t_{0.05/2,(20-2)} = t_{0.025,18} = 2.101$، وكذلك: $t_c \succ 2.101$، وبالتالي فان المعلمتين المقدرتين $\hat{a}, \hat{c}$ هما معلمتان معنويتان Significant، أي ذات دلالة احصائية مع العلم ان: k تمثل عدد المعالم المقدرة.

- العمود 5: يمثل القيم الاحتمالية للمتغير المستقل X والثابت C، حيث:

$$Prob(x) = 0.0000, \quad Prob(c) = 0.0052$$

هذه القيم الاحتمالية تستعمل كذلك للحكم على معنوية المعالم المقدرة، وفي هذا المثال نجدها ان تتوافق مع قيم إحصائية Student، أي: $Prob(x) = 0.0000 \le 5\%, \quad Prob(c) = 0.0052 \le 5\%$، وبالتالي فان المعلمتين المقدرتين $\hat{a}, \hat{c}$ هما معلمتان معنويتان.

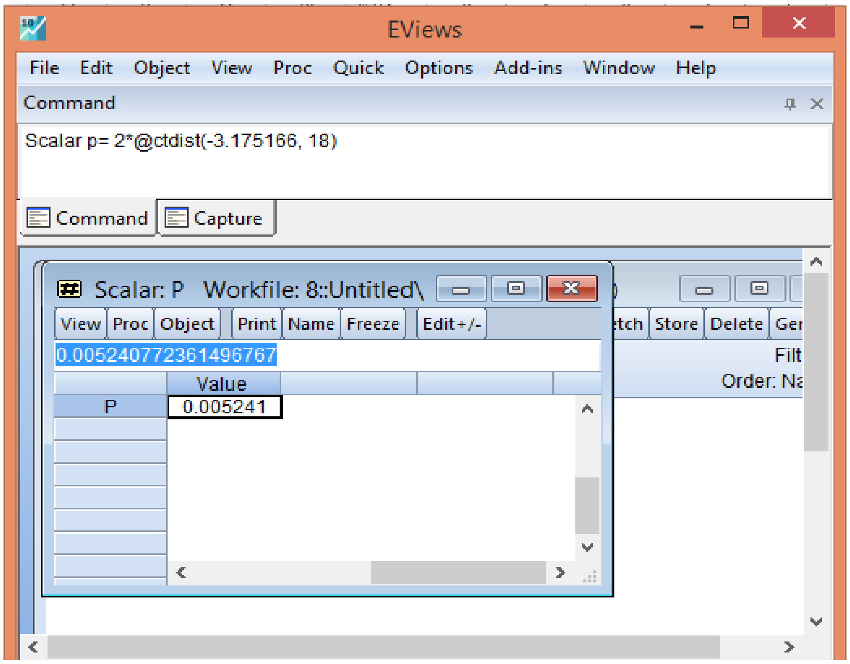
ملاحظة: هذه القيم الاحتمالية Prob (مثلا الثابت) تأتي بواسطة:

$$\begin{aligned} p-value &= P\left(t_{(18)} \succ 3.175166\right) + P\left(t_{(18)} \prec -3.175166\right) \\ &= 2\,P\left(t_{(18)} \prec -3.175166\right) \\ &= 0.0052 \end{aligned}$$

ونستطيع التأكد من هذه النتيجة باستخدام الامر التالي في نافذة الاوامر:

Scalar p= 2*@ctdist(-3.175166, 18)

حيث تحسب الدالة ctdist(x, v) دالة توزيع القيمة الاحتمالية $P\left(t_{(v)} \prec x\right)$



- في الجزء الثالث: أي الجزء السفلي والذي يمثل إحصاءات موجزة والتي تدرس المشاكل القياسية:

- قيمة R^2: R-squard وهي تمثل معامل التحديد الذي يقيس القوة التفسيرية بين المتغير المستقل والمتغير التابع، اي التغير الحاصل في المتغير التابع نتيجة التغير في المتغير المستقل، كما يستعمل فقط في النموذج الخطي البسيط، حيث: $R^2 = 0.99$، أي ان متغير الدخل X يفسر الاستهلاك Y بنسبة 99%.

نستطيع استنتاج معامل الارتباط الذي يمثل الجذر التربيعي لمعامل التحديد: $r = \pm\sqrt{R^2}$ او عن طريق كتابة الامر: Scalar r_xy = (@cor(X,Y))^2 في نافذة الأوامر لـ EViews، حيث نتحصل على: $r_{xy} = 0.990817$، أي هناك علاقة موجبة قوية بين الدخل والاستهلاك.

- قيمة $\overline{R}^2$: Adjusted R-squard المعدلة او المصححة: وهي تمثل معامل التحديد المصحح التي تستعمل في النموذج الخطي المتعدد.
- الخطأ المعياري للانحدار Standard Error of the Regression والمختصرة بـ: S.E. of regression وتدعى بالخطأ المعياري للتقدير: $\hat{\sigma} = 1.149646$
- مجموع مربعات البواقي Sum squared resid: $\sum \hat{\varepsilon}_i^2 = 1.149646$

- Log likelihood : وهي مهة عند اختبار الفرضيات، كما تستعمل للمفاضلة بين نموذجين او عدة نماذج مقدرة على أساس اعلى قيمة لها، لذلك، كلما زادت قيمة Log likelihood كان من الأفضل ملاءمة النموذج: Log likelihood= 0.184015
- إحصائية F-statistic او القيمة الاحتمالية Prob(F-statistic): تعبر عن صلاحية النموذج ككل في استعماله للتنبؤ، حيث: $F-statistic = F_{cal} = 1942.062$ نقارنها بالقيمة الجدولية: $F_{tab} = F^{5\%}_{(m,T-k)} = F^{5\%}_{(1,18)} = 4.41$، فنجد $F_{cal} \succ F_{tab}$ وبالتالي يمكن القول بان نموذج الانحدار المقدر يصلح للتنبؤ، أيضا تقابله القيمة الاحتمالية: $Prob\left(F-statistic\right) = 0.0000 \leq 5\%$ ، مع ملاحظة ان قيمة $F_{cal} = t_x^2$، أي: $F_{cal} = (44.06884)^2 = 1942.062$
- Mean dependent var: يقيس النزعة المركزية، أي المتوسط الحسابي للمتغير الداخلي:

$$\bar{y} = 21.74700$$

- S.D. dependent var: يقيس النزعة المركزية، أي يحسب الانحراف المعياري للمتغير الداخلي.

$$\sigma_y^2 = 2.566870$$

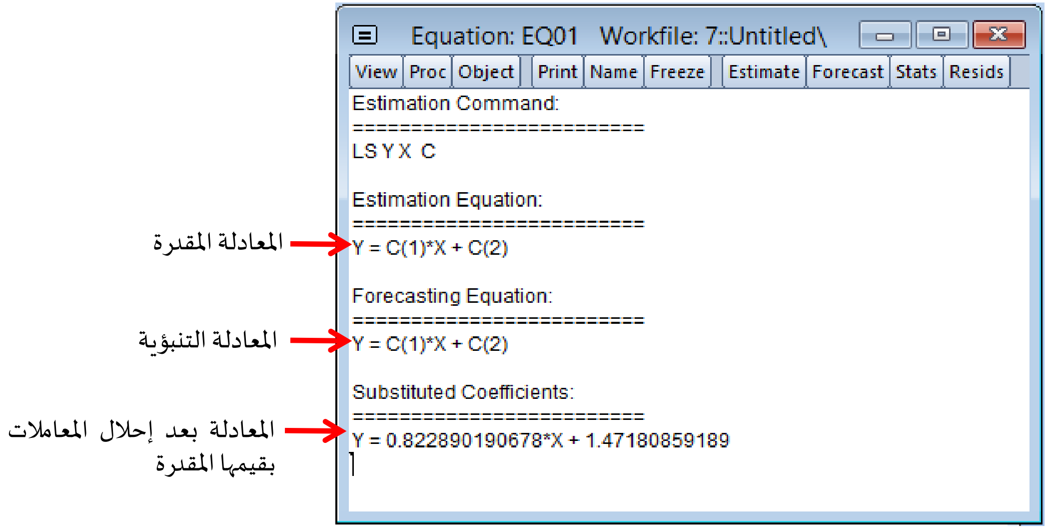
- Hannan-Quinn criter ،Schwarz criterion ،Akaike info criterion: معايير المفاضلة والتي تختار على ادنى قيمة لها في اختيار النماذج المرشحة لعملية التنبؤ.

$$AIC = 0.181599,\ \ SC = 0.281172,\ \ HQ = 0.201036$$

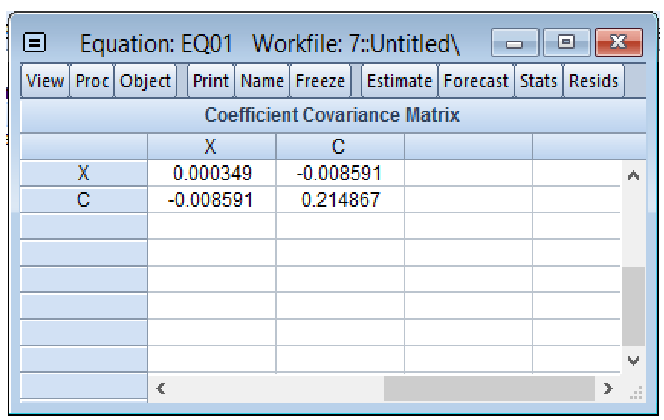
- Durbin-Watson stat: وهي اختبار إحصائي لدراسة الارتباط الذاتي من الدرجة الأولى للبواقي: $DW = 1.453617$، ولاجل الحكم على الارتباط الذاتي للبواقي من عدمها، فاننا نحتاج الى القيمة الجدولية العليا d_2 والدنيا d_1 من جدول Durbin-Watson عند درجة حرية: (عدد المتغيرات الخارجية باقصاء الثابت: k=1) و n=20 مشاهدة، حيث: $d_1= 1.20$، $d_2= 1.41$، فنجد ان القيمة المحسوبة لاحصائية DW تقع بين القيمة العليا $d_2= 1.41$ والقيمة $(4-d_2=4-1.41=2.59)$، وهنا لايتم رفض الفرضية H_0، أي قبولها. بمعنى انه لايوجد ارتباط تسلسلي بين البواقي.

كذلك يمكن استنتاج الارتباط الذاتي مباشرة وذلك بمقارنة إحصائية DW بمعامل التحديد R^2، حيث نجد ان: $DW = 1.453617 \succ R^2 = 0.99$ ، وبالتالي يمكن الحكم بانه البواقي لاتعاني من الترابط الذاتي فيما بينهما.

- لعرض المعادلة المقدرة، فاننا نتبع الاجراء التالي: نقر مزدوج على ملف التقدير eq01، ثم اتباع الامر التالي: View ⟶ Representations⟶OK، فنتحصل على المخرجات ادناه:



6- لعرض التباين Variance والتباين المشترك Coveriance المقدر للمربعات الصغرى، فاننا ننقر نقرا مزدوجا على ملف التقدير eq01، ثم اتباع الامر التالي: View ⟶ Covariance Matrix⟶OK، فنتحصل على المخرجات ادناه:


Equation: EQ01 Workfile: 7::Untitled\

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Coefficient Covariance Matrix

	X	C
X	0.000349	-0.008591
C	-0.008591	0.214867

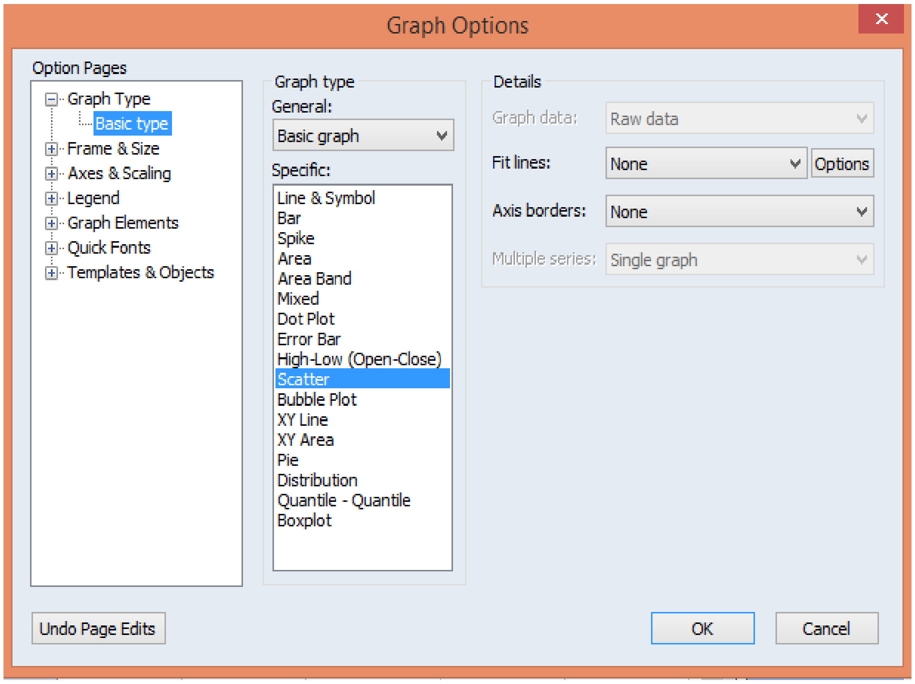
من خلال نتائج التقدير لمعادلة الاستهلاك، وجدنا في العمود 3 المعنون بـ: std. Error الخاص بالخطأ المعياري المقدر للمتغير المستقل X والثابت C، أي: $Se_{(c)} = \sigma_c = 0.463538$ $Se_{(a)} = \sigma_x = 0.018673,$

، ومن ثم فان تباين المعاملات المقدر للمتغير المستقل X والثابت C هو:

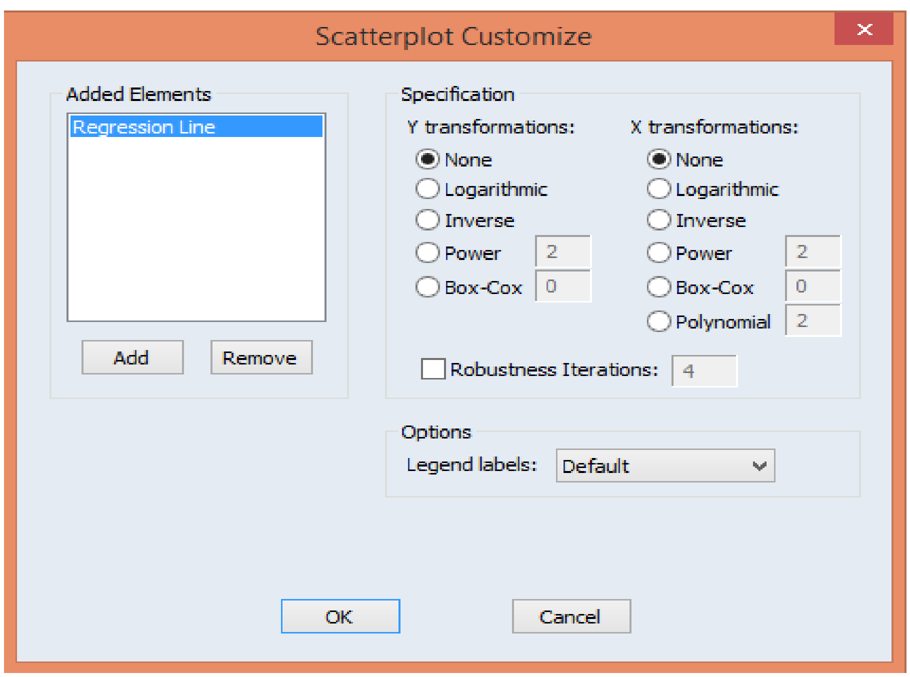
$$\text{var}(a) = \sigma_x^2 = (0.018673)^2 = 0.000349, \quad \text{var}(c) = \sigma_c^2 = (0.463538)^2 = 0.214867$$

اما المقدار 0.008591- فهو التباين المشترك بين معلمة الثابت c ومعلمة المتغير المستقل الدخل a، أي: $\text{cov}(x, c)$

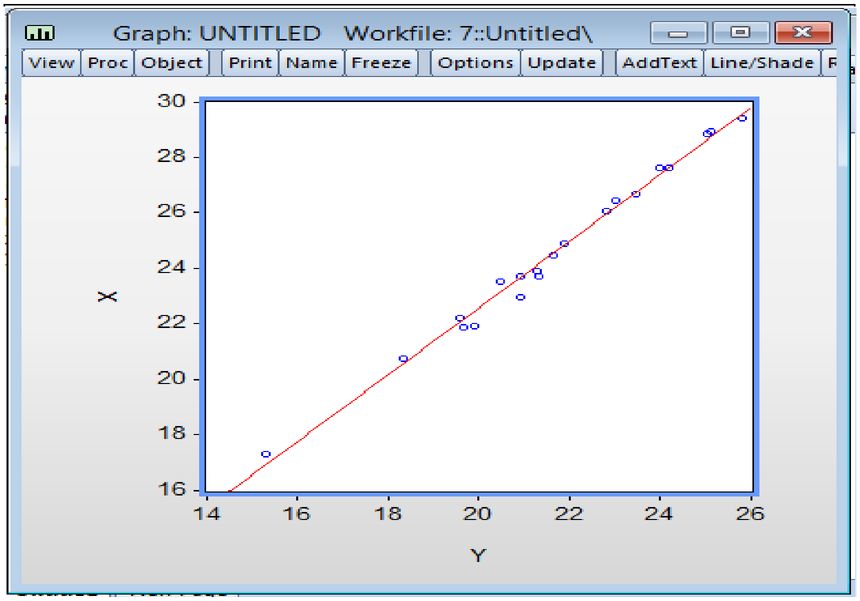
7- لرسم خط الانحدار، فاننا ننقر على Quick⟶Graph في شريط الأدوات الرئيسي، فتظهر لنا نافذة حوار Series List ثم نكتب أولا المتغير X (هذا ضروري جدا لانه سوف سيسجله EViews على محور الفواصل) ثم ثانيا المتغير Y، ثم نختار Scatter من Graph Options كما يظهر ادناه:



- ننقر على Options ونختار Regression Line:

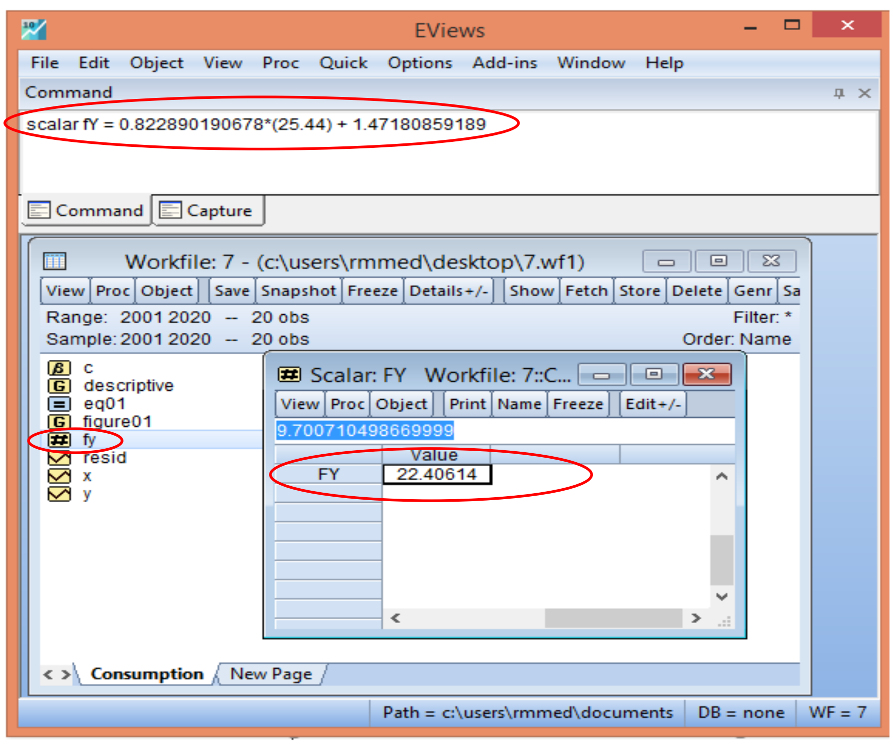


- نضغط على OK، فسيظهر لنا خط الانحدار كما هو مبين اسفله:



8- لاجل التنبؤ بمستوى الانفاق الاستهلاكي وذلك عندما يبلغ مستوى الدخل المتاح 25.44 مليار دولار، فاننا نقوم بالخطوات التالي:

- نقوم بنسخ Copy المعادلة المقدرة سابقا Y = 0.822890190678*X + 1.47180859189 في نافذة الاوامر، مع تعديل المتغير السابق من Y الى FY مثلا او نختار أي رمز حتى تفرق برمجية EViews بينهما وكتابة الامر Scalar قبله وتعويض قيمة المتغير X، أي مستوى الدخل المتاح البالغ 25.44 مليار دولار ونضغط على Enter، فنتحصل القيمة التنبؤية لمستوى الاستهلاك.



3. الانحدار الخطي المتعدد

Multiple Linear Regression

رأينا في الفصل السابق كيفية التعامل مع نموذج الانحدار الخطي البسيط واستخدامه في عملية التقدير. ففي هذا الفصل سوف نتاول نموذج الانحدار الخطي المتعدد الذي يعتبر امتداد لنموذج الانحدار الخطي البسيط، فاذا اعتبرنا أن المتغير الداخلي يتم شرحه باستخدام متغير خارجي واحد في حالة الانحدار الخطي البسيط، فانه من النادر للغاية أن يفهم او يشرح متغير واحد لظاهرة اقتصادية أو اجتماعية. وعليه فان النموذج الخطي العام هو تعميم لنموذج الانحدار الخطي البسيط الذي تظهر فيه عدة متغيرات تفسيرية.

كذلك، سوف يتم التعرض الى مختلف الخطوات التي يتم عمل بها تقدير نموذج الانحدار الخطي المتعدد كما رأينا سابقا في حالة النموذج الخطي البسيط، وبعدها نبرز التقنيات المختلفة من طرق تقييم هذا النموذج المقدر ومدى صلاحيته لعملية التنبؤ، غير ان في كل مرحلة سوف يتم أيضا شرح شاشة النتائج مع تفسير مخرجات نتائج التقدير.

I. تعريف نموذج الانحدار الخطي المتعدد

يعتبر نموذج الانحدار الخطي المتعدد او بما يعرف بالنموذج العام، الامتداد الطبيعي والمنطقي للنموذج الخطي لمتغيرين (y,x)، حيث يعالج الوضع الناشئ عند استخدام متغير $k-1$ مستقل X2, X3,........XK لتفسير التغيرات في المتغير التابع y في معادلة انحدار واحدة. وتُشابه المفاهيم في هذه الحالة مع تلك المستعملة في حالة الانحدار الخطي البسيط (y,x) (عطوة، 2002، ص.121)، لذلك سوف نقوم بصياغة نموذج عام خطي مع اجراء تطبيق عملي على برنامج EViews وشرح نتائج مخرجات التقدير.

يمكن صياغة النموذج الخطي العام من خلال معادلة الانحدار التالية:

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots\dots\dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i$$

حيث ان:

y_i : المتغير التابع.

X2, X3,........XK : المتغيرات المستقلة.

$k-1$: عدد المتغيرات المستقلة.

$i = 1, 2, \dots\dots n$: عدد المشاهدات.

$\beta_1, \beta_2, \dots\dots\dots\beta_k$: معلمات الانحدار.

ε_i : المتغير العشوائي.

كانت هذه فكرة بسيطة عن النموذج الخطي المتعدد للتذكير فقط، والآن الأهم من هذا هو عمل تقدير لهذا النموذج مع شرح مختلف الخطوات والتقنيا له على برمجية EViews.

II. خطوات تقدير نموذج الانحدار الخطي المتعدد

لنأخذ المثال العملي 8 الاتي والخاص بقيم كميات مطلوبة من سلعة ما وسعرها بالدولار في أحد الأسواق مع مستويات الدخل للمستهلك المعبر عنه بالدولار، حيث Y تمثل الكميات المطلوبة، X_1 تمثل سعر هذه السلعة وX_2 تمثل دخل المستهلك، وذلك خلال الفترة الزمنية الجارية من سنة 2001 الى سنة 2020 المبينة في الجدول الموالي:

Y	X_1	X_2	السنة	Y	X_1	X_2	السنة
48	90	900	2011	15	140	650	2001
50	89	920	2012	19	130	960	2002
55	87	930	2013	20	129	700	2003
60	80	950	2014	21	125	740	2004
62	77	970	2015	23	121	760	2005
65	76	980	2016	25	110	790	2006
69	73	1000	2017	30	115	810	2007
71	70	1100	2018	36	100	820	2008
74	78	1150	2019	40	95	840	2009
77	76	1200	2020	44	94	870	2010

والمطلوب من هذا العمل هو:

1- تحقق من الفرض الخاص بالعلاقة الخطية بين الكميات المطلوبة Y وسعر ها X_1 ودخل المستهلك X_2

2- تقدير معادلة انحدار الكمية المطلوبة على سعرها ودخل المستهلك.

3- تفسير معادلة الانحدار.

4- اختبار المعنوية الجزئية والكلية لمعلمات الانحدار المتعدد مع جودة التوفيق.

5- تقدير فترة الثقة لمعالم معادلة الانحدار المتعدد.

6- قدر التباين Variance والتباين المشترك Coveriance

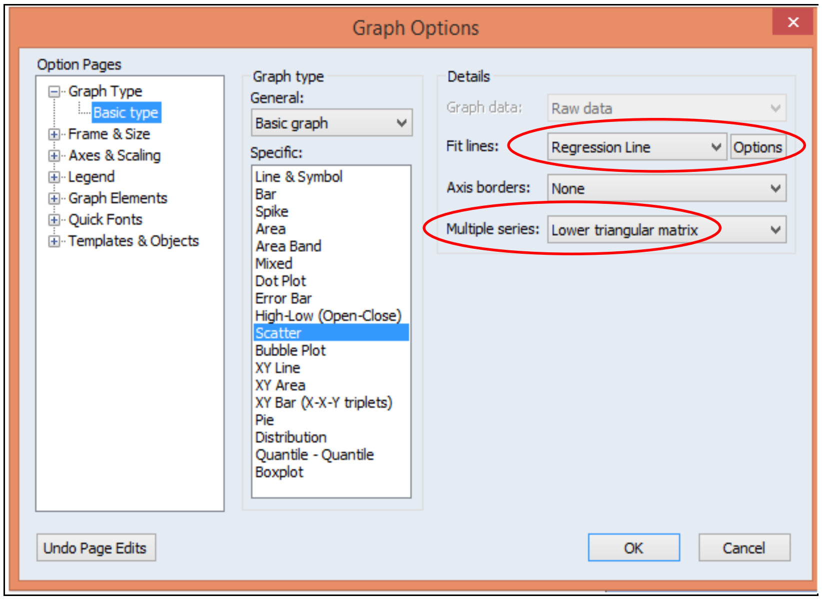
7- قدر مستوى كمية الطلب من هذه السلعة إذا علمت ان مستوى الدخل المستهلك قد بلغ 1400دولار وسعر هذه السلعة هو 90 دولارا.

الحل

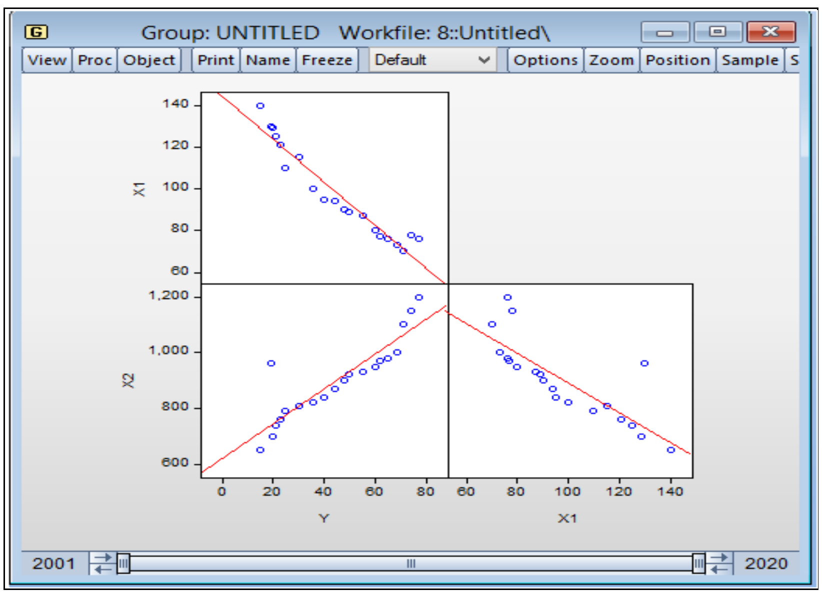
1- لاجل التحقق من الفرض الخاص بالعلاقة الخطية، فاننا نقوم برسم شكل الانتشار كما رأينا سابقا في نموذج الانحدار الخطي البسيط حيث يكون شكل الانتشار بين المتغير التابع "الكمية المطلوبة Y" والمتغيرين المستقلين: سعر السلعة X_1 ودخل المستهلك X_2 كمايلي:

- نختار المتغيرات: Y، X2، X2 ونضغط على الزر Enter.
- نختار الاجراء: View ⟶ Graph
- ثم نختار: Regression Line مقابل Option

- بعدها نختار Lower triangular matrix مقابل Multiple series كما في الشكل ادناه:



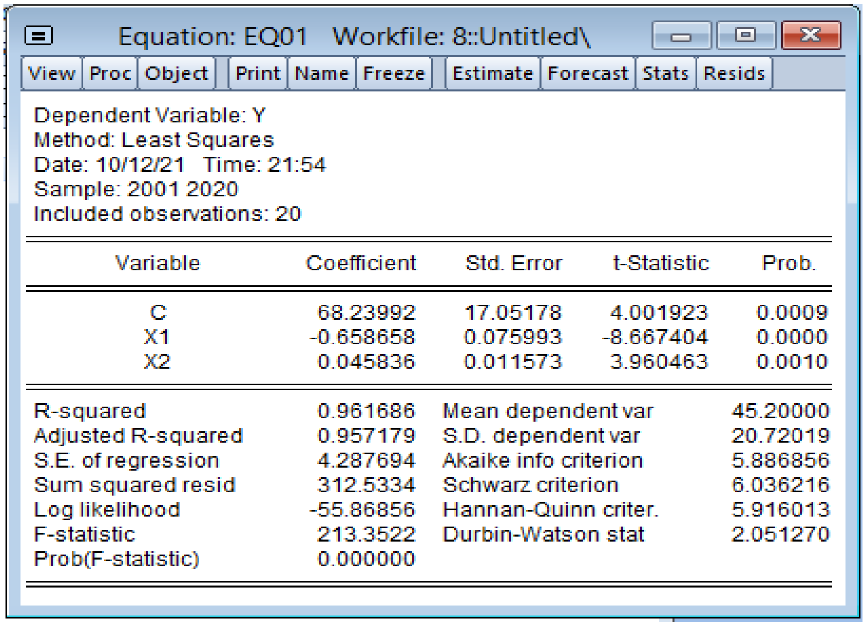
- نضغط على OK، فسيظهر لنا شكل الانتشار كما هو مبين اسفله:



- نستطيع حفظ هذا الرسم البياني كما رأينا سابقا. ويظهر من خلال شكل الانتشار بين Y، X2، X1 ان معظم النقاط تقع على خط الانحدار (ذو اللون الأحمر) وهذا يدل على وجود علاقة خطية بين المتغير التابع Y وكل من المتغيرين المستقلين X1، X2. وكما يتبين من الرسم على وجود علاقة عكسية بين الكمية المطلوبة من هذه السلعة Y وسعرها X2، بينما هناك علاقة طردية بينك الكمية المطلوبة ودخل المستهلك X2.

2- لاجل تقدير معادلة انحدار الكمية المطلوبة على سعرها ودخل المستهلك، فاننا نتبع الخطوات التالية وكما رأيناها في السابق.

- كتابة الامر الاتي مباشرة في نافذة الأوامر[1]: LS Y C X1 X1 مع ترك مسافة بين الكتابة ونضغط على Enter فنتحصل على نتائج التقدير


Equation: EQ01 Workfile: 8::Untitled\
View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 10/12/21 Time: 21:54
Sample: 2001 2020
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	68.23992	17.05178	4.001923	0.0009
X1	-0.658658	0.075993	-8.667404	0.0000
X2	0.045836	0.011573	3.960463	0.0010

R-squared	0.961686	Mean dependent var	45.20000
Adjusted R-squared	0.957179	S.D. dependent var	20.72019
S.E. of regression	4.287694	Akaike info criterion	5.886856
Sum squared resid	312.5334	Schwarz criterion	6.036216
Log likelihood	-55.86856	Hannan-Quinn criter.	5.916013
F-statistic	213.3522	Durbin-Watson stat	2.051270
Prob(F-statistic)	0.000000		

- من خلال نتائج التقدير، نستطيع ان نستنتج معادلة الانحدار والتي هي:

$$Y_i = 68.24 - 0.66 X_{1i} + 0.045 X_{2i}$$
$$Se_{(\beta)} = (17.05) \quad (0.076) \quad (0.011)$$
$$t = \quad (4) \quad (-8.67) \quad (3.97)$$
$$\bar{R}^2 = 0.96 \quad DW = 2.051 \quad F = 213.352$$

3- تفسير معادلة الانحدار.

- ثابت الانحدار وهو الثابت المبدئي $\beta_1 = 68.24$ الذي يعادل الكمية المطلوبة من هذه السلعة عندما يكون كل من متغيري السعر والدخل معدومين.
- ميل المتغير المستقل الأول والذي يتمثل في متغير السعر $\beta_2 = -0.66$ وهو يعبر عن التغير في الكمية المطلوبة من السلعة الناتج عن تغير في سعرها بدولار واحد مع ثبات الدخل المتاح، حيث عندما يزداد سعر هذه السلعة بدولار واحد فان الكمية المطلوبة تنقص بمقدارا 0.66 وحدة.

[1] كذلك نستطيع ان نستعمل التقنيات المختلفة لاجل التقدير والتي رأيناها سابقا في نموذج الاحدار الخطي البسيط.

- ميل المتغير المستقل الثاني والذي يتمثل في متغير الدخل $\beta_3 = 0.045$ وهو يعبر عن التغير في الكمية المطلوبة من السلعة الناتج عن التغير في الدخل بدولار واحد مع ثبات سعر السلعة نفسها، حيث ان الزيادة في الدخل بدولار واحد فان الكمية المطلوبة سوف تزداد بمقدار 0.045 وحدة.

4- اختبار المعنوية الجزئية والكلية لمعلمات الانحدار المتعدد مع جودة التوفيق.

- لاجل المعنوية الجزئية فاننا نلجأ الى اختبار Student الخاصة بمعلمات الانحدار والتي تتوافق مع القيم الاحتمالية الخاصة لها، فحسب مخرجات التقدير فان قيم احصائية Student، t-Statistic، هي على التوالي:

$$t_c = \frac{17.05178}{17.05178} = 4.001923, \quad t_{X_1} = \frac{-0.658658}{0.075993} = -8.667404, \quad t_{X_2} = \frac{0.045836}{0.011573} = 3.960463$$

نلاحظ بأن: $t_c = 4.001923 \succ t_{tab} = t_{\alpha/2, T-k} = t_{0.05/2,(20-3)} = t_{0.025,17} = 2.110$، وكذلك: $t_{X_1} = |-8.6647404| \succ 2.110, \quad t_{X_2} = 3.960463 \succ 2.110$، وبالتالي فان المعالم المقدرة هي كلها معالم معنوية Significant، أي ذات دلالة احصائية علما ان: k تمثل عدد المعالم المقدرة، والتي توافق القيم الاحتمالية المقابلة لها، حيث:

$$Prob(c) = 0.0009, \quad Prob(x_1) = 0.0000, \quad Prob(x_2) = 0.0010$$

هذه القيم الاحتمالية تستعمل كذلك للحكم على معنوية المعالم المقدرة مباشرة، حيث انها تتوافق مع قيم إحصائية Student، أي:

$$Prob(c) = 0.0009 \leq 5\%, \quad Prob(x_1) = 0.0000 \leq 5\%, \quad Prob(x_2) = 0.0010 \leq 5\%$$ ،

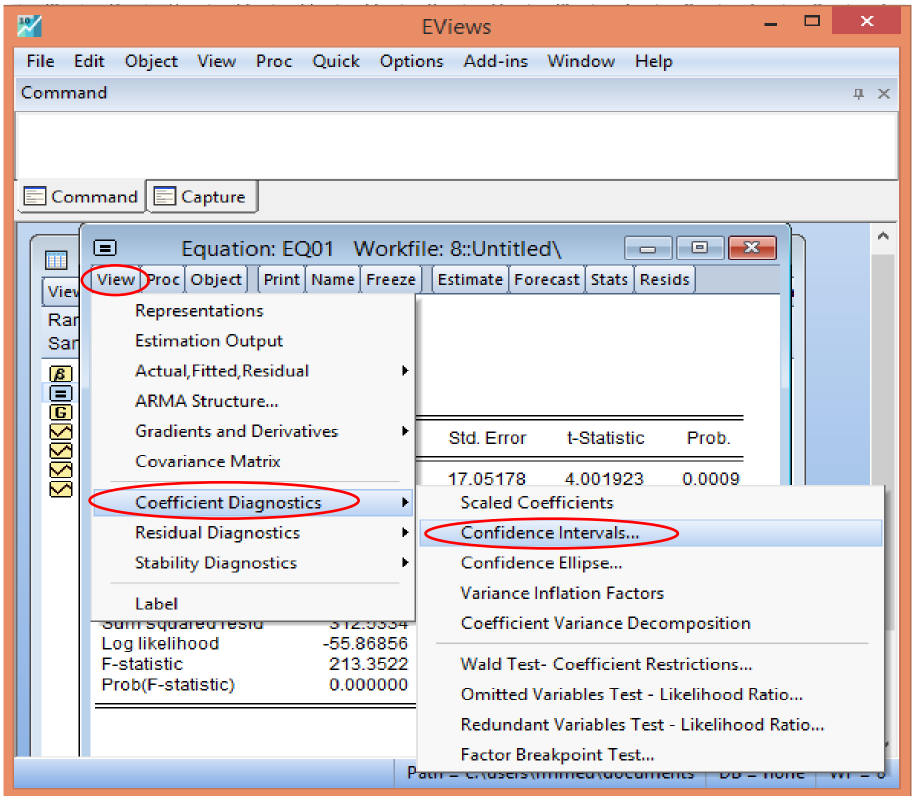
- لاجل المعنوية الكلية فاننا نلجأ الى اختبار Fischer التي تعبر عن صلاحية النموذج ككل، حيث ان: $F-statistic = F_{cal} = 213.3522$ نقارنها بالقيمة الجدولية: $F_{tab} = F^{5\%}_{(m,T-k)} = F^{5\%}_{(1,17)} = 4.45$، فنجد $F_{cal} \succ F_{tab}$، وبالتالي يمكن القول بان نموذج الانحدار المقدر يصلح للتنبؤ، أيضا تقابله القيمة الاحتمالية: $Prob\left(F-statistic\right) = 0.0000 \leq 5\%$

- جودة التوفيق تتمثل في معامل التحديد المصحح او المعدل لان النموذج الذي هو امامنا هو نموذج خطي متعدد، حيث $\bar{R}^2 = 0.95$، وهو قوي جدا، أي ان المتغرين المستقلين لكل من سعر السلعة ودخل المستهلك يشرحان المتغير التابع من هذه الكمية المطلوبة من هذه السلعة Y بنسبة 95%. اما النسبة المتبقية التي قدرها 05% لايمكن تفسيرها والتي قد ترجع الى عوامل مستقلة أخرى قد تؤثر في الكمية المطلوبة من هذه السلعة.

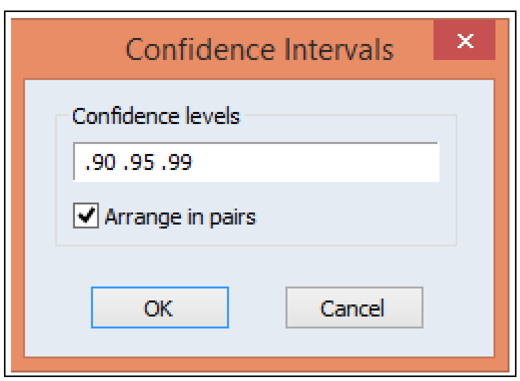
5- لتقدير فترة الثقة لمعالم معادلة الانحدار المتعدد فاننا نتبع مايلي[1]:

- انطلاقا من معادلة التقدير، نقوم بمايلي:

View ⟶ Coefficient Diagnostic ⟶Confidence Intervals



- عند عمل هذا الاجراء يظهر لنا المربع الحواري كما في الشكل التالي:

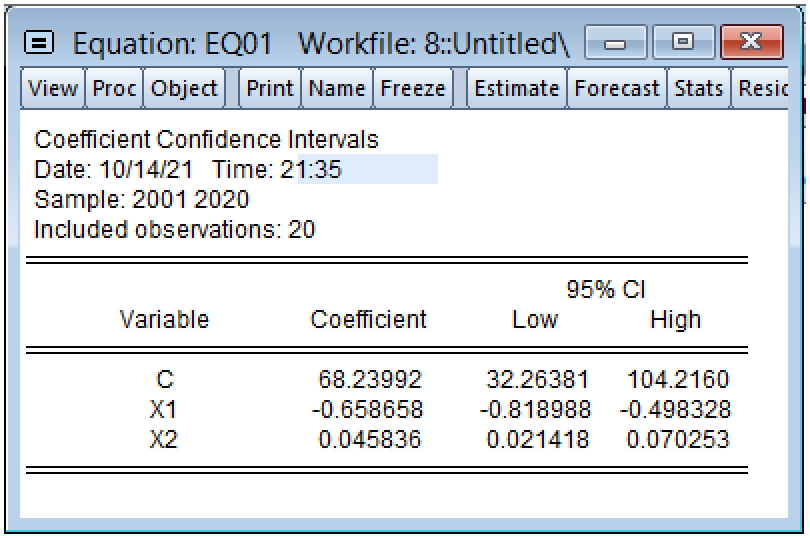


- البرمجية تعطينا 03 مجالات الثقة وهي 0.99، 0.95، 0.90، فنقوم باختيار مجال الثقة 0.95 أسفل Confidence Intervals ثم نضغط على OK[2]، فنحصل على النتائج الموضحة ادناه:

---

[1] للتذكير، مجال الثقة لمعلمة الانحدار هو: $\beta_k \pm t_{(1-\alpha/2,N-K)} \times Se(\beta_k)$

[2] يمكن إبقاء المجالات على حالها والضغط مباشرة على OK، حيث نتحصل على الحدود العليا والدنيا لكل مجال ثقة.


Equation: EQ01 Workfile: 8::Untitled\
View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resic

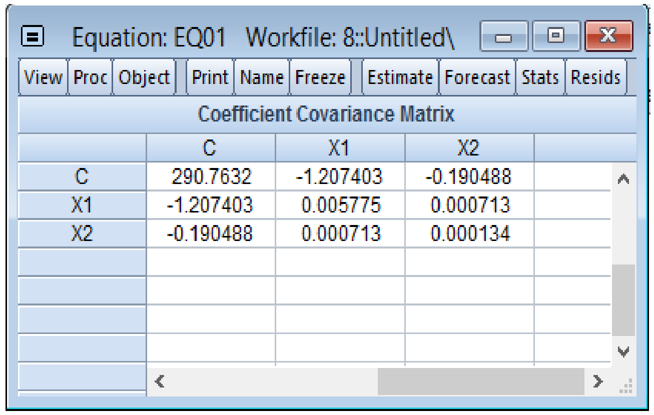
Coefficient Confidence Intervals
Date: 10/14/21 Time: 21:35
Sample: 2001 2020
Included observations: 20

		95% CI	
Variable	Coefficient	Low	High
C	68.23992	32.26381	104.2160
X1	-0.658658	-0.818988	-0.498328
X2	0.045836	0.021418	0.070253

- مجال الثقة 95% لمعلمة الثابت β_1 هو $[32.263,104.216]$، بمعنى انها ضمن المجال $32.263 \le \beta_1 \le 104.216$ ، كما ان هذا المجال لايشمل الصفر (0)[1]، وبالتالي فاننا نرفض الفرضية الصفرية H_0 القائلة بأن $H_0:\beta_1=0$ وهذا يعني ان معلمة الثابت هي معنوية احصائيا.
- مجال الثقة 95% لمعلمة المتغير المستقل الذي هو سعر السلعة هو β_2 هو $[-0.818,-0.498]$، بمعنى انها ضمن المجال $-0.818 \le \beta_2 \le -0.498$ وبالتالي فاننا نرفض الفرضية الصفرية H_0 القائلة بأن $H_0:\beta_2=0$ وهذا يعني ان معلمة السعر هي معنوية احصائيا.
- تقدير فترة الثقة لمعلمة المتغير المستقل الذي يتمثل في دخل المستهلك β_3 هو $[0.021,0.070]$، حيث ان $0.021 \le \beta_3 \le 0.070$ والتي تعني اننا واثقون بنسبة 95% بأن فترة الثقة تحتوي على قيمة المعلمة المجهولة، حيث ان الفترة السابقة لا تشمل على الصفر (0) (بداية ونهاية فترة الثقة موجبتان) وبالتالي يمكن القول بأن $\beta_3 \ne 0$ ، أي نرفض الفرضية الصفرية H_0 ونقبل بالفرضية البديلة H_1 وهذا يعني ان المعلمة β_3 هي معنوية احصائيا.

6- لتقدير التباين Variance والتباين المشترك Coveriance المقدر للمربعات الصغرى، ننطلق من مخرجات التقدير باتباع الامر التالي: View ⟶ Covariance Matrix⟶OK، فنتحصل على المخرجات ادناه:

[1] مثلا إذا شمل هذا المجال العدد 0، ففي هذه الحالة لانرفض الفرضية الصفرية H_0 أي نقبلها وبالتالي فان المعلمة هي غير معنوية احصائيا.



Equation: EQ01 Workfile: 8::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Coefficient Covariance Matrix

	C	X1	X2
C	290.7632	-1.207403	-0.190488
X1	-1.207403	0.005775	0.000713
X2	-0.190488	0.000713	0.000134

- كذلك من خلال نتائج التقدير لمعادلة الاستهلاك قد وجدنا في عمود std. Error الخاص بالخطأ المعياري المقدر للمتغيرين المستقلين X_1, X_2 والثابت C، اي:

$$Se_{(\beta_3)} = \sigma_{x_2} = 0.011573, \quad Se_{(\beta_2)} = \sigma_{x_1} = 0.075993 \quad Se_{(\beta_1)} = \sigma_c = 17.05178$$

ومن ثم فان تباين المعاملات المقدر للمتغيرين المستقلين X_1, X_2 والثابت C هي:

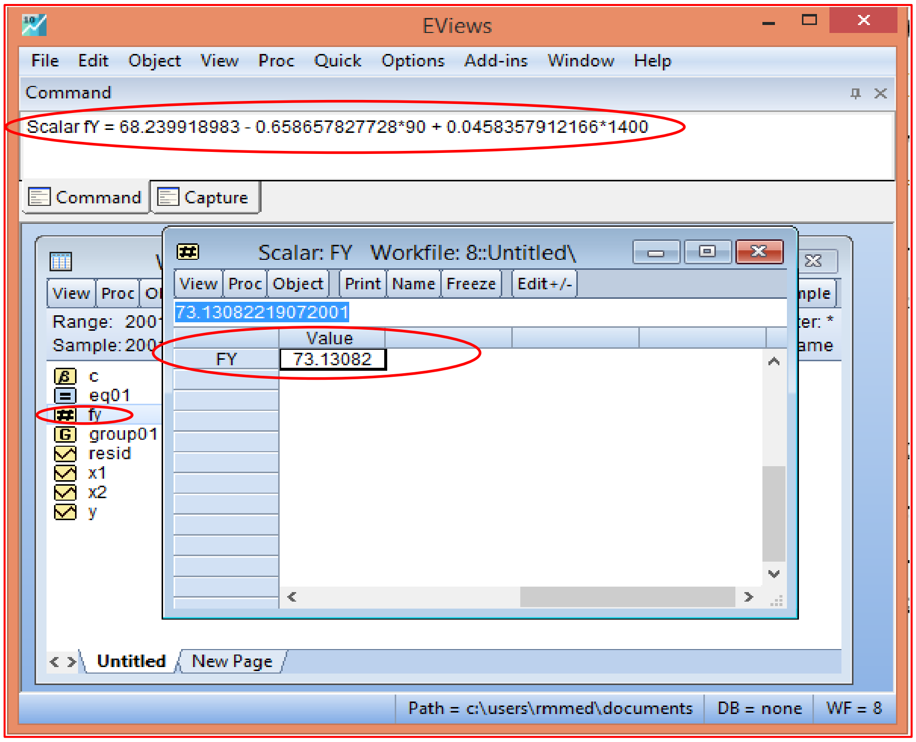
$$\mathrm{var}(\beta_3) = \sigma_{x_2}^2 = (0.011573)^2 = 0.000134, \quad \mathrm{var}(\beta_2) = \sigma_{x_1}^2 = (0.075993)^2 = 0.005775, \quad \mathrm{var}(\beta_1) = \sigma_c^2 = (68.23992)^2 = 290.7632$$

اما التباينات المشتركة بين المتغيرات هي على الآتي:

$$\mathrm{cov}(x_1, c) = -1.207403, \ \mathrm{cov}(x_1, x_2) = 0.000713, \ \mathrm{cov}(x_2, c) = -0.190488$$

7- تقدير مستوى كمية الطلب من هذه السلعة علما ان مستوى الدخل المستهلك هو 1400دولار وسعر هذه السلعة قد بلغ 90 دولارا.

- مادام ان صلاحية النموذج مقبولة لعملية التنبؤ، فاننا نقوم بنفس الخطوات التي رأيناها سابقا في الانحدار الخطي البسيط لاجل التنبؤ بمستوى الكمية المطلوبة من هذه السلعة، وعليه نقوم بنسخ المعادلة المقدرة سابقا Y = 68.239918983 - 0.658657827728*X1 + 0.0458357912166*X2 في نافذة الاوامر، مع تعديل المتغير السابق من Y الى FY مثلا او نختار أي رمز حتى تفرق برمجية EViews بينهما وكتابة الامر Scalar قبله وتعويض المتغير X_1 بالقيمة 90 والمتغير X_2 بالقيمة 1400 ونضغط على Enter، فنتحصل القيمة التنبؤية لمستوى الكمية المطلوبة من هده السلعة.



على الرغم من ارتفاع الدخل الى 1400 دولار، فان الكمية المطلوبة قد انخفضت الى 73.13 وهذا بسبب ارتفاع سعرها الى 90 دولارا.

4.التنبؤوالتمهيد بالنماذج المكيفة

Forecasting and Smoothing with Adaptive Models

لاجل استعمال بما يصطلح عليه النماذج المكيفة، فاننا نحتاج الى ابسط شيء الذي هو دراسة متغير ما تكون مشاهداته مرتبة وفق حدوثه الزمني، هذا المفهوم يضعنا امام مفهوم السلسلة الزمنية التي هي بدورها مجموعة من المشاهدات المرتبة على خاصية كمية لظاهرة في نقاط زمنية متباعدة بشكل متساوٍ. وان أحد الأهداف الرئيسية لتحليل السلاسل الزمنية هو التنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة.

في نماذج السلاسل الزمنية، نفترض أننا لا نعرف شيئا عن السببية التي تؤثر على المتغير الذي نحاول التنبؤ به. بدلا من ذلك، نقوم باختبار السلوك السابق لمستويات السلسلة الزمنية من أجل استنتاج شيء ما عن سلوكها المستقبلي. هناك عدة منهجيات لاجل ذلك ولعل أحد الطرق منها هو استخدام طرق التمهيد على نطاق واسع للتنبؤ بناءً على السلاسل الزمنية نفسها. لا يفرض أي نموذج حتمي ليلائم السلسلة بخلاف ما هو متأصل في السلسلة الزمنية نفسها.

اذن، امام هذا التقديم المبسط فاننا نقدم مفهوم مبسط خاص بما هو التمهيد الذي نعتبره على انه مجموعة إحصائية من الأساليب أو التقنيات التي تستخدم لاجل استنباط والحصول على المستويات المستقبلية لظاهرة ما. وللحصول على النموذج الملائم لعملية التمهيد، فمن الضروري أولا ان يكون لدينا بيانات موثوقة وكافية.

I. مفهوم التنبؤوالتمهيد بالنماذج المكيفة

"رغم ان طرق التمهيد انها لا تستند الى أي نظرية إحصائية والتي تعتمد على الحدس والتجربة والمنطق الا انها اثبتت نجاحا خاصا في التنبؤ قصير الاجل، وتعتبر طرق التمهيد عموما بانها تكيفية Adaptive بمعنى ان التنبؤ يعدل مع كل ظهور قيمة جديدة مما يجعله مبنيا على صيغة تتطور باستمرار بدلا من الاعتماد على صيغة او معادلة ثابتة لا تستوعب ما يتوفر عن معلومات جديدة عن السلسلة مع مرور الزمن او لا تستوعبها بدرجة كافية (البشير، 2016، ص.59).

1. التنبؤ

في جانب التنبؤ بنماذج الاستقطاب سابقا، رأينا ان النماذج الأولى تكمن في تحديد نماذج الاتجاه العام المختلفة مع طرق تقييمها ثم التنبؤ بها، اما النوع الثاني هنا فيكمن في النماذج المكيفة، وهذا النوع من النماذج يتلائم والسلاسل الزمنية التي تتميز بالاستقرارية والعشوائية (تتذبذب حول وسط حسابي ثابت معين) أي انها خالية من مركبة الاتجاه العام والفصلية في مرحلة أولية (نصل اليها بنفس الاختبارات السابقة) وفي مرحلة لاحقة تتطور هذه النماذج لتتلاءم والسلاسل الزمنية بمركباتها العشوائية، الاتجاه العام والفصلية ضمن نماذج آنية Holt-Winters حيث يتم تقييم معالم الاتجاه العام/ المؤشرات الفصلية، وهذه النماذج تكيف نفسها آليا لكل وضع جديد ويتم تقييم معالم الاتجاه العام/ المؤشرات الفصلية من جديد، ومن بين هذه النماذج نجد (مولود، 1998، ص.63):

- **نماذج المتوسطات المتحركة**

تعتمد على فكرة المتوسط الحسابي سواءً البسيط او المرجح ويمكن تقسيمها الى قسمين:

- **نماذج المتوسطات المتحركة البسيطة:** تحدد بالصيغة التالية:

$$\hat{Y}_{T+1} = \frac{1}{n}\sum_{r=0}^{n-1} Y_{T-r}$$

- **نماذج المتوسطات المتحركة المرجحة الاسية:** صيغتها هي:

$$\tilde{Y}_t = \alpha \sum_{r=0}^{\infty} (1-\alpha)^r Y_{t-(r+1)}$$
$$0 \prec \alpha \prec 1$$

α : تمثل معلمة التكييف (التعديل).

2. التمهيد

يعتبر التمهيد على انه تهذيب السلسلة الزمنية من خلال إزالة الحوادث العارضة (التذبذبات الحادة والعشوائية)، وهذه الخطوة تعتمد كتنبؤ تاريخي داخل العنة في بداية الامر، اما خطوة التنبؤ فيكون تنبؤاً عمليا خارج العينة الذي يعتمد بعد تجاوز الاختبارات الخاصة باختيار النموذج الملائم (مولود، 2010، ص ص.88-89). ومن بين هذه النماذج نجد 03 طرق رئيسية وهي:

- **طريقة المتوسطات المتحركة البسيطة**: تعمل هذه الطريقة على تمهيد السلسلة الزمنية باعتماد المشاهدات الماضية، والتي تحدد بالصيغة التالية:

$$\tilde{Y}_t = \frac{1}{n}\sum_{r=0}^{n-1} Y_{t-r}$$

- **طريقة المتوسطات المتحركة المركزة:** تحدد بالصيغة التالية:

- حالة n فردي: $\tilde{Y}_t = \frac{1}{n}\sum_{r=\frac{-(n-1)}{2}}^{\frac{n-1}{2}} Y_{t-r}$

- حالة n زوجي: $\tilde{Y}_t = \frac{1}{n}\sum_{r=\frac{-n}{2}}^{\frac{n}{2}} D_t Y_{t-r}$

حيث D_t متغير تمثيلي Dummy Variable يأخذ:

$$D_t = \begin{cases} \frac{1}{2} & if \quad r = \pm\frac{n}{2} \\ 1 \quad if & r = -\frac{n}{2} \le r \le \frac{n}{2} \end{cases}$$

تستعمل الطريقتان، المتوسطات المتحركة البسيطة والمتوسطات المتحركة المركزة لإزالة التذبذبات الحادة (الفصلية) والعشوائية من السلسلة الزمنية.

- **طرق التمهيد الأسي:** وتنقسم الى 04 طرق هي الاخرى:

- **نموذج التمهيد الأسي الأحادي:** يتم تطبيق هذا النموذج عندما لا يكون هناك اتجاه عام او فصلي في السلسلة الزمنية، أي المعطيات تحول الى متوسطات بمعنى ان السلسلة الزمنية التي تسلك مسار عشوائي حول وسط حسابي ثابت وتحدد بالعلاقة الآتية (يحياوي، 2014، ص ص:27-28):

$$\tilde{Y_t} = \alpha \sum_{r=0}^{\infty} (1-\alpha)^r Y_{t-r}$$

- **نموذج التمهيد الأسي الثنائي:** تسمى بنماذج Brown الاسي الخطي ذو المعلمة الواحدة تعطي هذه الطريقة أوزانا نسبية متناقصة للبيانات التاريخية، وهي تفضل عن طريقة المتوسطات المتحركة الخطية في حالة استخدامها كأسلوب للتنبؤ في كثير من الحالات، حيث تستخدم لتعويض الفترات الزمنية المفقودة في الحساب عند استخدام المتوسطات المتحركة، وتكون الصيغة الرياضية له كمايلي (الشويرف والبياض، 2015، ص ص.12-14):

$$Y_t = b + at + \varepsilon_t$$

السلسلة Y_t تحتوي على المركبة العشوائية والاتجاه العام حيث: $b+at$ تمثل مركبة الاتجاه العام الخطي، ε_t تمثل المركبة العشوائية، ويمكن تمهيدها وفق هذا النموذج للتمهيد الأسي الثنائي على مرحلتين:

- المرحلة الأولى: $\tilde{Y}_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)\tilde{Y}_{t-1}$
- المرحلة الأولى: $\tilde{\tilde{Y}}_t = \alpha \tilde{Y}_t + (1-\alpha)\tilde{\tilde{Y}}_{t-1}$

ويتم حساب المعلمتين كمايلي:

$$b = 2\tilde{Y}_t - \tilde{\tilde{Y}}_t$$

$$a = \frac{\alpha}{1-\alpha} \left(\tilde{Y}_t - \tilde{\tilde{Y}}_t\right)$$

والنموذج التنبؤي يكون:

$$\hat{Y}_{T+L} = b + a(L)$$

الجدير بالذكر أنه كلما اقتربت قيم α من الصفر كلما كانت قيم التمهيد أكثر معنوية للفترات الزمنية المتتالية في السلسلة الزمنية.

- **طريقة Holt:** هي مناسبة في الحالة التي تكون فيها السلسلة الزمنية تحتوي على مركبة الاتجاه العام، أي انها تستعمل في الظروف السابقة مثل نموج التمهيد الاسي الثنائي، ويتم التنبؤ فيها باستخدام ثابتي التمهيد، أحدهما خاص بالعشوائية والآخر بالاتجاه العام ولهذا تسمى أحيانا طريقة Holt ذات المعلمتين، وتكتب على الشكل التالي (البشير، 2016، ص. 72):

$$\tilde{Y}_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)\left(\tilde{Y}_{t-1} + r_{t-1}\right)$$
$$r_t = \gamma\left(\tilde{Y}_t - \tilde{Y}_{t-1}\right) + (1-\gamma) r_{t-1} \qquad [1]$$

حيث:

- $\tilde{Y}_t$: تمثل القيمة الممهدة عند الزمن t .
- r : تمثل الاتجاه العام.
- γ : تمثل قيمة المعلمة التي تخلص من العشوائية المتبقية، وذلك بعد تعديلها بالتمهيد الاسي الأحادي.

للتخلص من اشكالية قيم الانطلاق يقترح الصيغتان التاليتان (مولود، 1998، ص ص. 75-76):

$$(2)\begin{cases}\tilde{Y}_2 = Y_2 \\ r_2 = Y_2 - Y_1\end{cases} \qquad \text{أو} \qquad (1)\begin{cases}\tilde{Y}_1 = Y_1 \\ r = 0\end{cases}$$

تنطلق عملية التمهيد من الفترة 2 في الحالة (1) ومن الفترة 3 في الحالة (2) ولأغراض التنبؤ نكتب المعادلتين السابقتين في المعادلة التالية:

$$\hat{Y}_{T+L} = \tilde{Y}_T + L\, r_T$$

وهو تقريبا نفس النموذج الخطي حيث: $r_T = \tilde{Y}_T - \tilde{Y}_{T-1}$ لما: $\gamma = 1$ في المعادلة [1].

- **طريقة التفكيك:** تتمثل في إزالة مركبة الاتجاه العام من السلسلة الزمنية بطريقة ملائمة ثم تمهيد السلسلة الناتجة والخالية من المركبة المنزوعة بطريقة التمهيد الاسي الاحادي.

II. عرض التقنيات المناسبة للتنبؤوالتمهيد بالنماذج المكيفة مع حالة عملية على برنامج EViews

لنأخذ المثال العملي 9 والخاص بسعر صرف الدينار الاسمي الجزائري مقابل الدولار الامريكي للفترة الزمنية الممتدة من سنة 1990 الى سنة 2019 والمبينة في الجدول الموالي:

السنة	EXR	السنة	EXR	السنة	EXR
1990	8.9575	2000	58.739	2010	64.583
1991	18.473	2001	66.574	2011	72.647
1992	21.836	2002	75.26	2012	74.386
1993	23.345	2003	77.215	2013	72.938
1994	35.059	2004	79.682	2014	77.536
1995	47.663	2005	77.395	2015	79.368
1996	54.749	2006	72.061	2016	80.579
1997	57.707	2007	73.276	2017	100.69
1998	8.9575	2008	72.647	2018	109.44
1999	18.473	2009	69.2924	2019	110.97

والمطلوب من هذا العمل هو:

1- تمهيد السلسلة الزمنية الخاصة بسعر صرف الدينار الاسمي الجزائري مقابل الدولار الامريكي بأحد الطرق التي تراها مناسبة مع حساب القيم التنبؤية لخمس سنوات قادمة؟

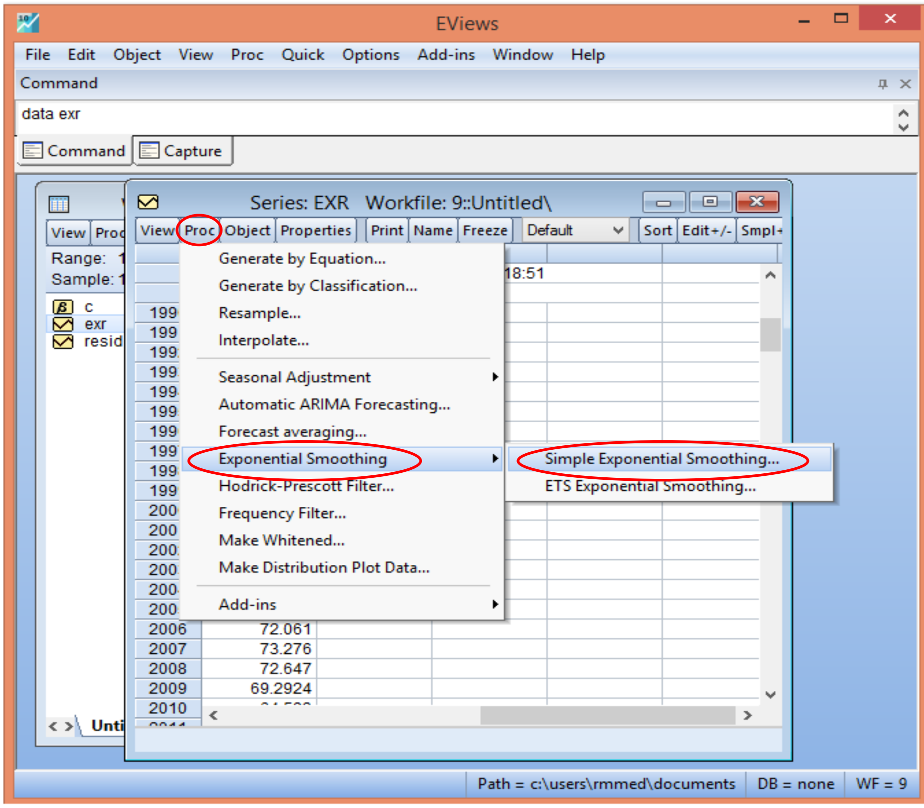
الحل

1- بعد ادخال البيانات وتسمية متغير سعر الصرف بـ: EXR، نقوم مايلي:

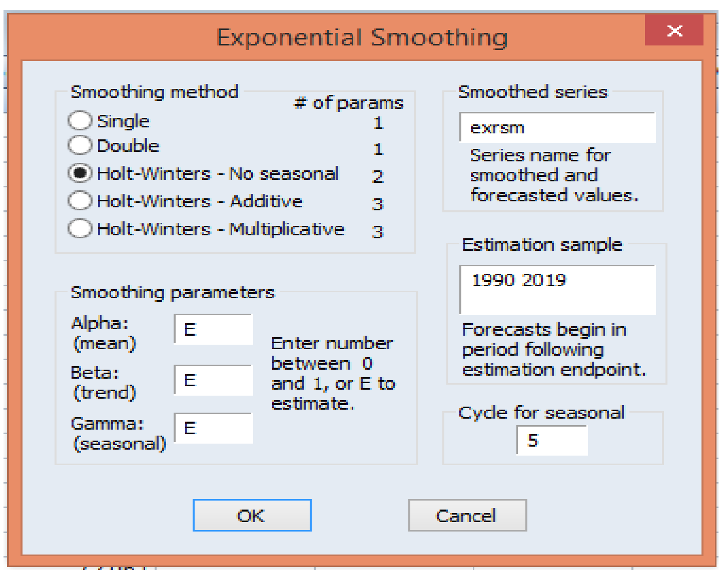
- فتح سلسلة المتغير EXR واختيار الامر:

Proc ⟶ Exponential Smoothing ⟶ Simple Exponential Smoothing او عن طريق الامر الاخر Quick ⟶ Series Statistics ⟶ Exponential Smoothing⟶ Simple Exponential Smoothing،

فنتحصل على نافذة لاجل ادخال اسم المتغير المراد تمهيده.



- بعد النقر على الاختيار تظهر لنا الاختيارات التالية كما هو مبين اسفله



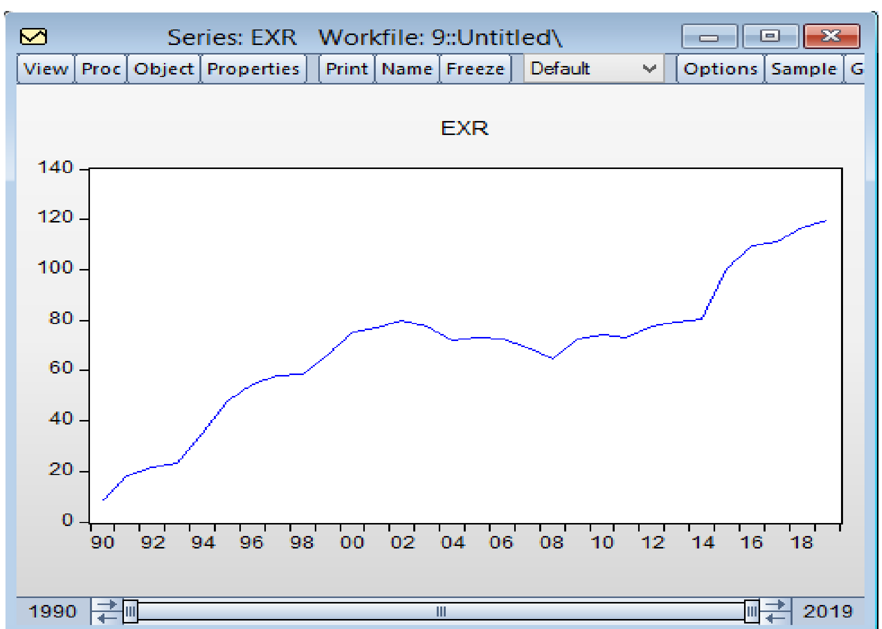
- من خلال تطبيق طريقة التمهيد الاسي فان EViwes يوفر لنا:
- 5 طرق للتمهيد وهي:

- الطريقة الأولى وهي طريقة التمهيد الاسي الأحادي Single
- الطريقة الثانية تتمثل في عملية التمهيد الاسي الثنائي Double

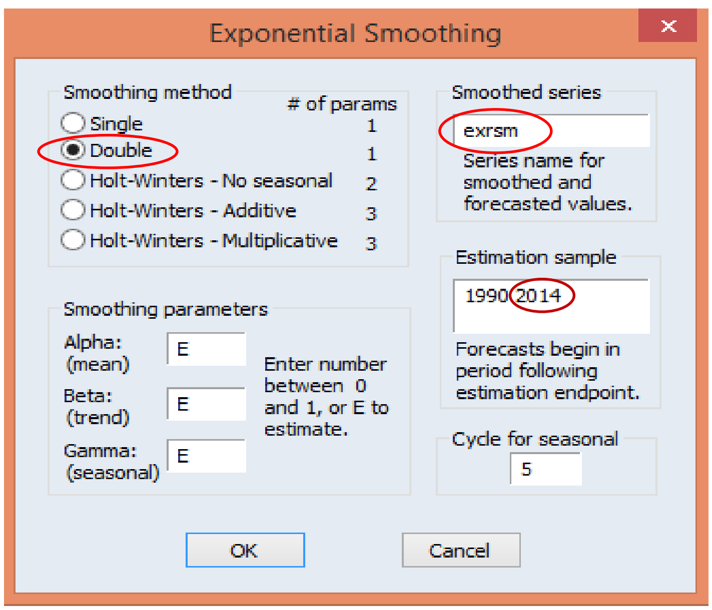
- الخيار الثالث وهو خاص بنمذجة السلسلة الزمنية بطريقة Holt-Winters-No seasonal ولكن بدون وجود المركبة الفصلية.
- الطريقة الرابعة وهو تطبيق طريقة Holt-Winters-Additive، وهذا عندما تكون مركبات السلسلة الزمنية من النوع التجميعي.
- الاختيار الخامس خاص بطريقة Holt-Winters-Myltiplicative، وهذا عندما تكون مركبات السلسلة الزمنية من النوع الجدائي.

- أسفل نافذة Estimation sample، يعطينا EViews العينة المدروسة والتي هي في مثالنا من سنة 1990 الى 2019، وكذلك التي من خلالها نحدد القيم التنبؤية سواءً التنبؤ الداخلي او الخارجي.
- أسفل نافذة Cycle for seasonal، نجد EViews انه يوفر لنا خانة خاصة بعدد الدور الخاص بالدورةالفصلية/ الدورية.
- كذلك حدد لنا EViews المعلمات الخاصة بالمتوسط Alpha والاتجاه العام Beta وبالموسمية Gamma والتي تكون محصورة بين الصفر والواحد وكل طريقة تمهيد لها عدد معين من المعلمات الخاصة بها.

- قبل أي اجراء، نقوم بالتمثيل البياني بكتابة الامر في نافذة الأوامر: Line exr ⟶ Enter لمعرفة اتجاه تطور السلسلة الزمنية وماهي المركبات التي تحددها ونوع العلاقة هل هي من النوع الجدائي او التجميعي.



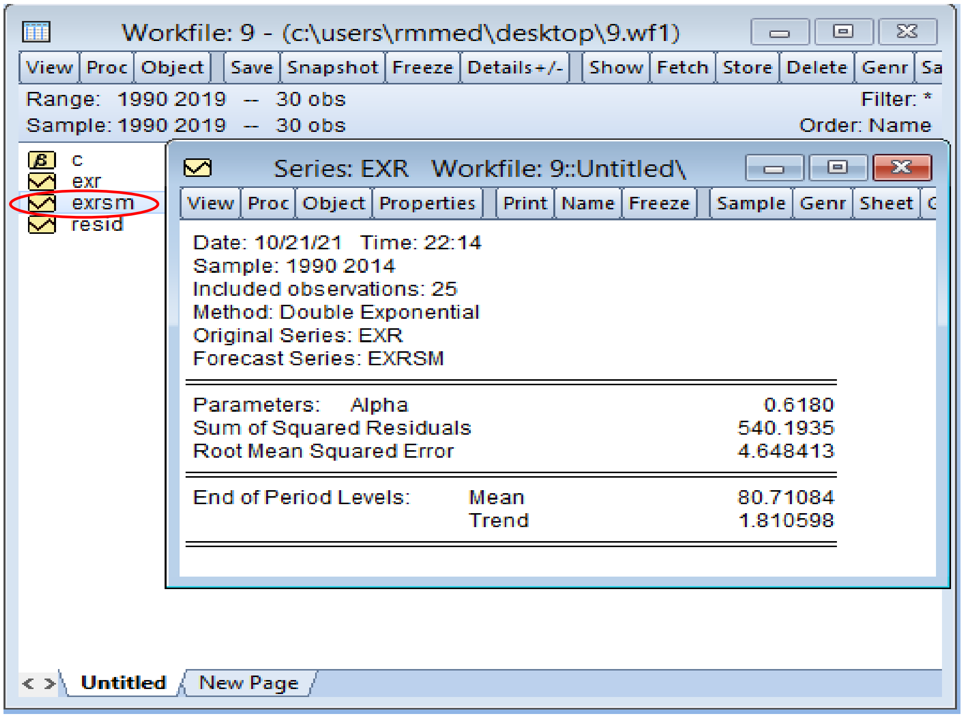
- اذن، مايلاحظ من خلال التمثيل البياني لسلسلة متغير سعر الصرف، نجد ان لها اتجاه يتطور عبر الزمن، مع ذبذباتها تبدو بانها واضحة كأنها محصورة بين خطين متوازيين[1]، اذن فنوع العلاقة التي تحكم مركبات هذه السلسلة الزمنة (العشوائية والاتجاه العام) هي من النوع التجميعي. وعليه يمكننا تطبيق فقط طريقة التمهيد الاسي الثنائي او نمذجنها مباشرة وفقط طريقة Holt[2].
- من خلال طرق التمهيد نقوم باختيار التمهيد الاسي الثنائي، ثم طريقة Holt-Winters-No seasonal مع اجراء تعديل على بيانات السلسلة الزمنية بحذف 05 سنوات الأخيرة من السلسلة الزمنية، وهنا سنعمل تنبؤ داخلي أي داخل العينة، وهذا لاجل المفاضلة بين الطريقتين. والطريقة الأفضل للتنبؤ هي التي يكون لها مجموع مربعات البواقي Sum of Square Residuals وجذر المتوسط لمربعات الاخطاء Root Mean Squared Error اقل مايمكن.
- نطبق على مثالنا هذا هذه الإجراءات، حيث نبدأ بالتمهيد الاسي الثنائي أي كما هو مبين اسفله:



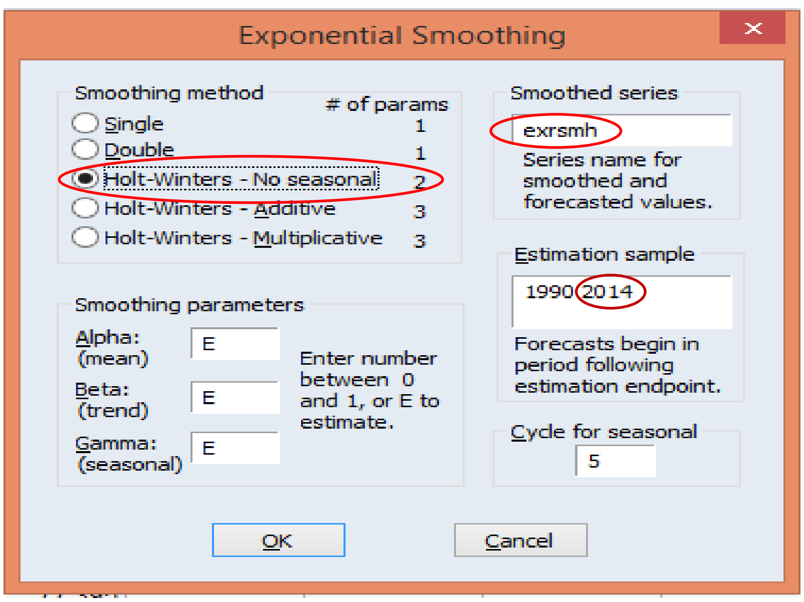
- نضغط على OK فتحصل على النتائج التالية:

[1] قمنا بتحديد العشوائية والاتجاه العام وكذلك نوع العلاقة فقط من خلال التمثيل البياني، ولكن إذا تعذر علينا الكشف البياني فاننا نلجا الى الاختبارات الخاصة بذلك.

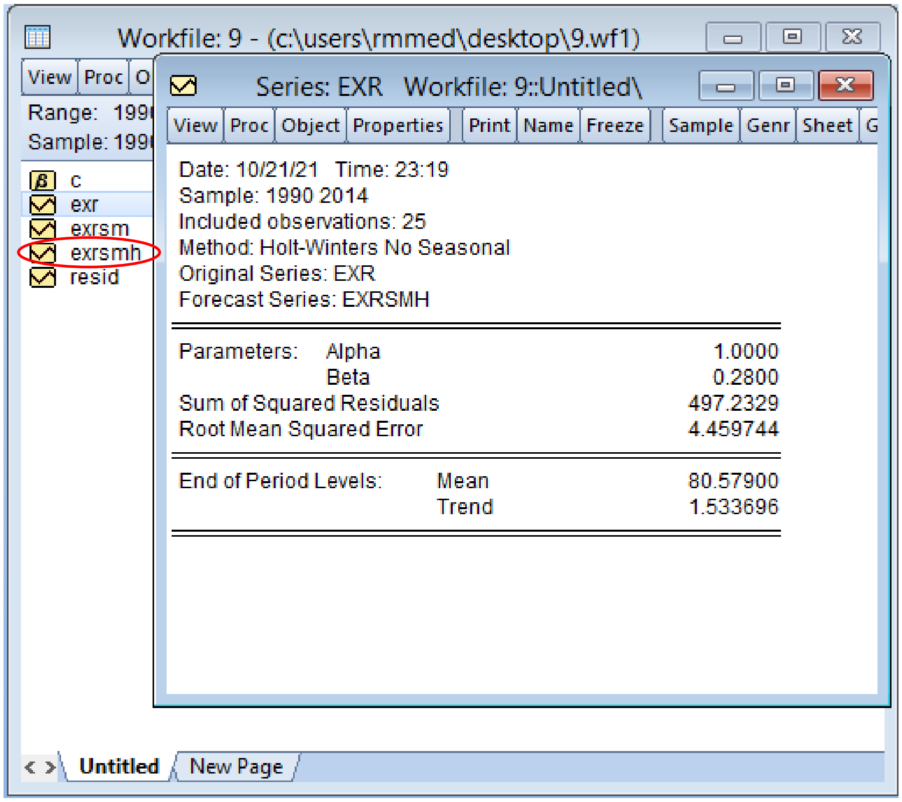
[2] لان طريقة التمهيد الاسي الأحادي تفرض علينا بأن تكون السلسلة الزمنية خالية من مركبة الاتجاه العام والفصلية، اما الطريقتين الأخيرتين تصلح فقط في حالة معالجة المركبة الفصلية سواءً في الحالة التجميعية او الجدائية.



- ثانيا، نقوم بعملية التمهيد وفق طريقة Holt للسلسلة مع تسميتها باسم جديد (مثلا نختار: exrsmh) حتى نفرق بينها وبين سلسلة التمهيد الاسي الثنائي كما هو مبين اسفله:



- نضغط على OK فتحصل على النتائج التالية:



- بمقارنة نتائج مجموع مربعات البواقي Sum of Square Residuals وجذر المتوسط لمربعات الاخطاء Root Mean Squared Error لكل من طريقة التمهيد الاسي الثنائي وطريقة Holt، نجد ان مجموع مربعات البواقي Sum of Square Residuals وجذر المتوسط لمربعات الاخطاء Root Mean Squared Error وفق طريقة Holt هي اقل ما يمكن وعليه تعتبر هي الطريقة المناسبة والمفضلة لعملية التنبؤ المستقبلي لخمس السنوات القادمة.

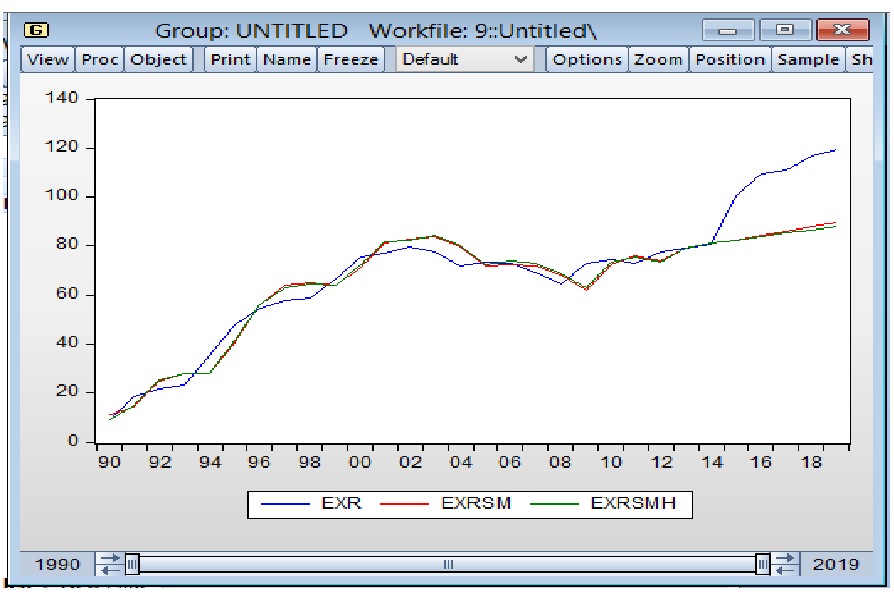
Method: Holt-Winters No Seasonal	Method: Double Exponential
Sum of Squared Residuals=497.2329	Sum of Squared Residuals=540.1935
Root Mean Squared Error=4.459744	Root Mean Squared Error=4.648413

- نقوم بعرض قيم السلاسل الزمنية الاصلية والممهدتين exrmh, exrm, exr مع الرسم البياني لاجل معرفة مدى نجاعة طريقة التمهيد.[1]

[1] هذا للاضافة من اجل الشرح والمعرفة لا غير. فقط تكفي المفاضلة باستعمال مجموع مربعات البواقي Sum of Square Residuals وجذر المتوسط لمربعات الاخطاء Root Mean Squared Error لاختيار احسن طريقة تمهيد لاستعمالها في عملية التنبؤ القادم.

	EXR	EXRSM	EXRSMH
	EXR	EXRSM	EXRSMH
1990	8.9575	43.51267	8.957500
1991	18.473	8.992055	14.85121
1992	21.836	18.46352	25.38079
1993	23.345	21.83263	27.75127
1994	35.059	23.34349	28.02653
1995	47.663	35.04728	41.70959
1996	54.749	47.65038	55.98052
1997	57.707	54.74190	62.72170
1998	58.739	57.70403	64.27561
1999	66.574	9.006247	63.75738
2000	75.26	18.46353	72.38102
2001	77.215	58.69872	81.87312
2002	79.682	66.56612	82.52387
2003	77.395	75.25131	84.19516
2004	72.061	77.21304	80.00415
2005	73.276	79.67953	72.44611
2006	72.647	77.39728	73.89347
2007	69.292	72.06634	72.91547
2008	64.583	73.27479	68.54591
2009	72.647	72.64763	62.72732
2010	74.386	69.29576	73.56878
2011	72.938	64.58771	75.53660
2012	77.536	72.63894	73.36100
2013	79.368	74.38425	79.12798
2014	80.579	72.93945	81.02719
2015	100.69	77.53140	82.11270
2016	109.44	79.36616	83.64639
2017	110.97	80.57779	85.18009
2018	116.59	100.6699	86.71378
2019	119.35	109.4312	88.24748

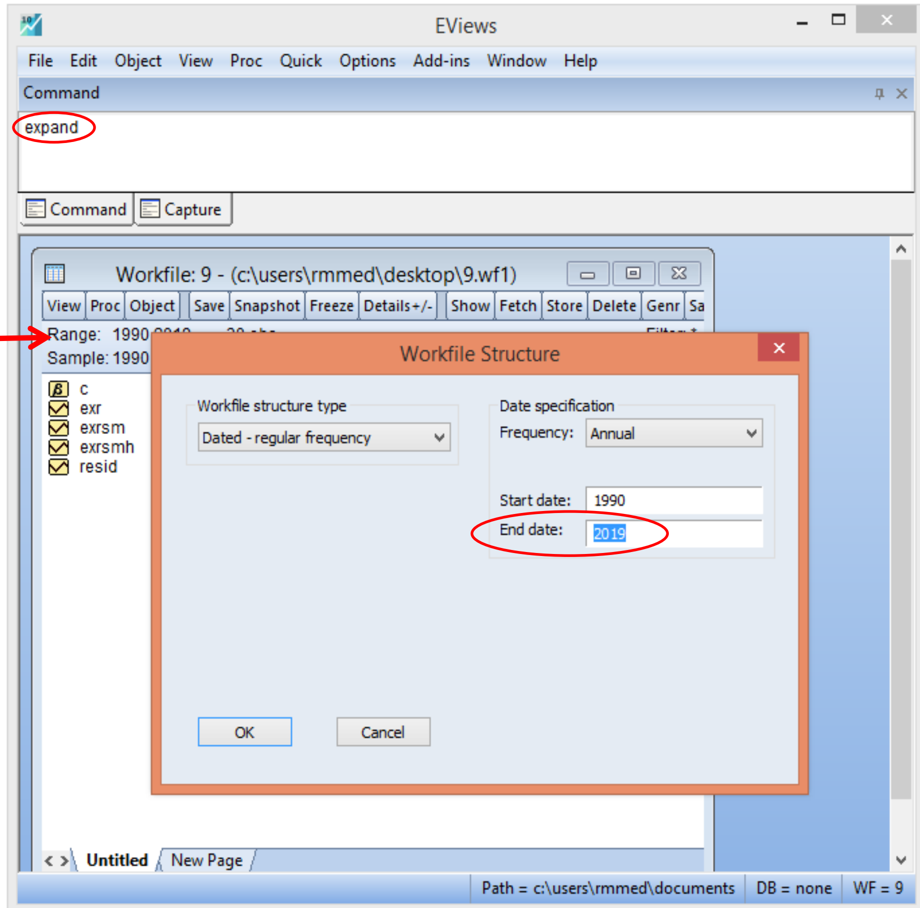
- نلاحظ ان القيم المتنبؤ بها داخليا لخمس السنوات الأخيرة لا تختلف كثيرا عن بعضها البعض وان قيم السلسلة الزمنية المهدة exrmh وفق طرية Holt وكذلك قيم السلسلة الزمنية exrm المهدة وفق طرية التمهيد الاسي الثنائي تبدوان أقرب الى بيانا ت السلسلة الاصية exr ولهما اتجاه متزايد في 05 السنوات الأخيرة، أي لم نتحصل على قيم ثابتة حتى تنعكس سلبا على عملية التمهيد او نشك في الطريقة المطبقة، غير ان طريقة Holt هي أفضل من طريقة التمهيد الاسي الثنائي كما تم حسمها سابقا. الرسم البياني أيضا يوضح ذلك:



- الآن، نقوم بعملية التمهيد الخارجي لخمس السنوات القادمة، حيث نقوم بمايلي:

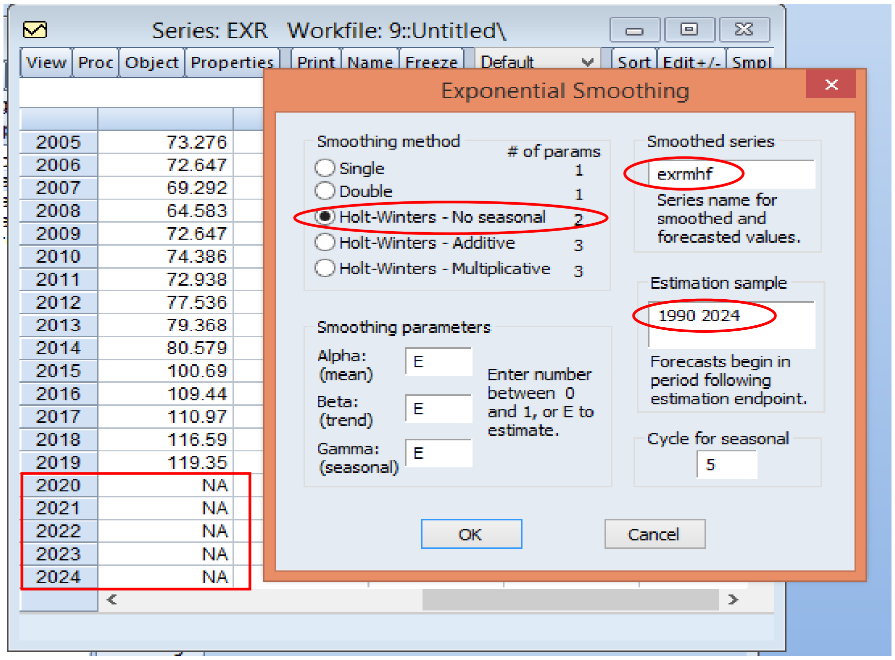
- نقوم بتوسيع السلسلة الزمنية وهذا باضافة 05 سنوات لان المطلوب هو التنبؤ لـ:05 سنوات القادمة، حيث نقوم بكتابة الامر: Expand⟶Enter في نافذة الأوامر كما يظهر في الشكل ادناه:

أيضا يمكن الضغط مرتين على Range، فتتحصل على نافذة Workfile Structure لاجل توسيع السلسلة الزمنية

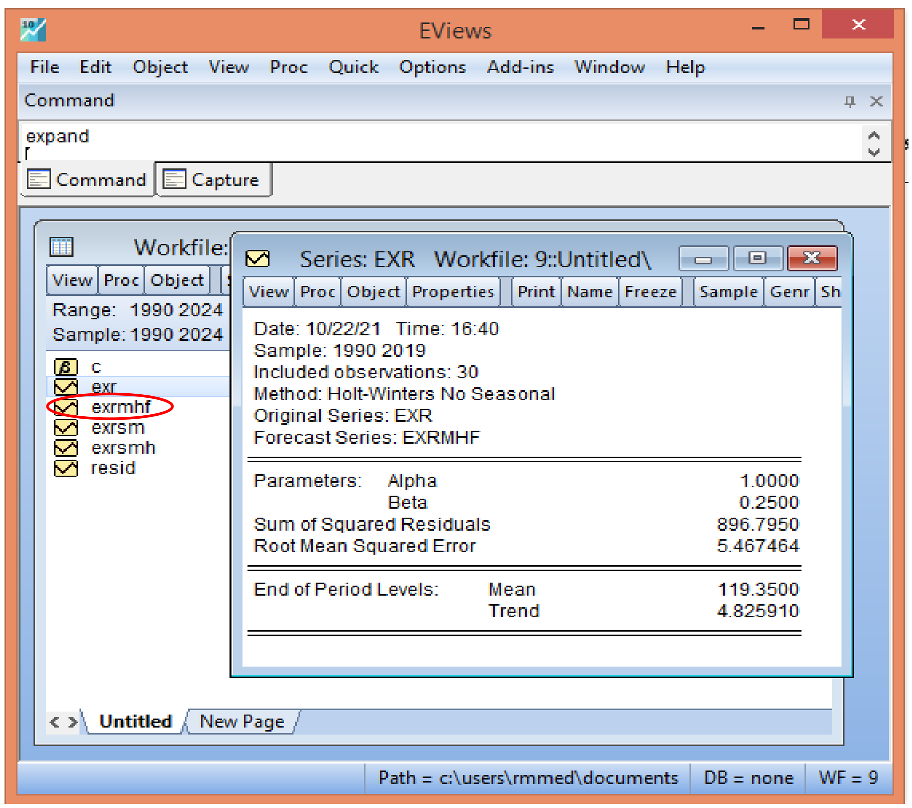


- نقوم بتوسيع المدة الزمنية من سنة 2019 الى 2024 التي تعبر عن القيم التنبؤية للخمس السنوات القادمة، ونضغط على OK.

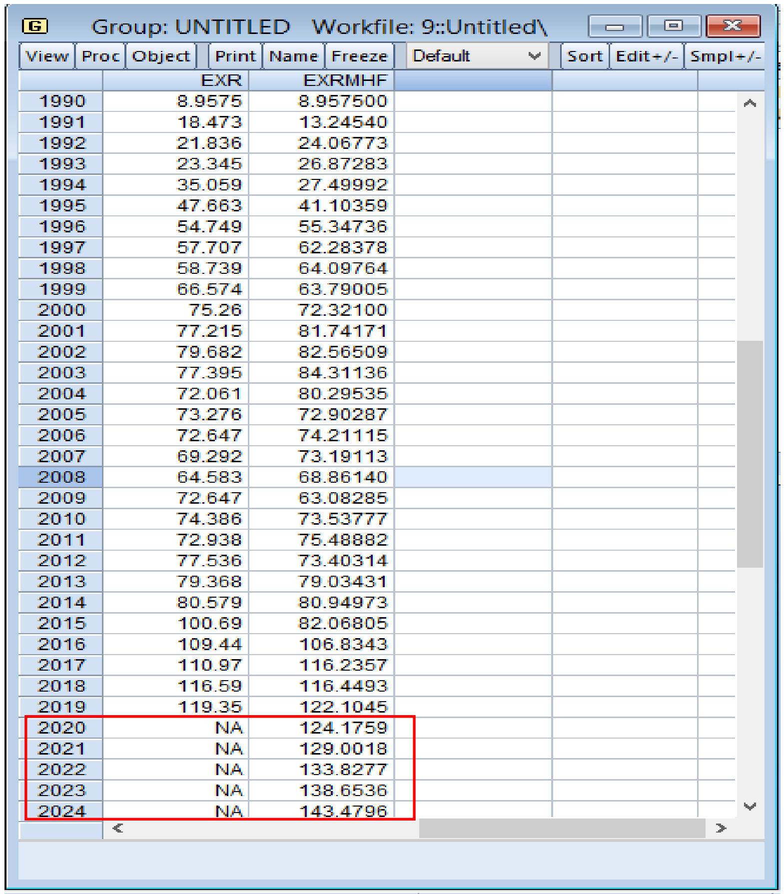
- نفتح سلسلة المتغير الأصلي لسعر الصرف exr واختيار عملية التمهيد وفق طريقة Holt للسلسلة الاصلية لانها أفضل من طريقة التمهيد الاسي الثنائي حسب هذا المثال مع تسمية السلسلة باسم جديد (مثلا نختار: exrsmhf) حتى نفرق بينها وبين باقي السلاسل الزمنية الاخرى كما هو مبين اسفله:



- نضغط على OK فنحصل على النتائج التالية:



- نفتح سلسلة متغير سعر الصرف exr وسلسلة المتنبؤ به exemhf فنتحصل على البيانات الآتية:



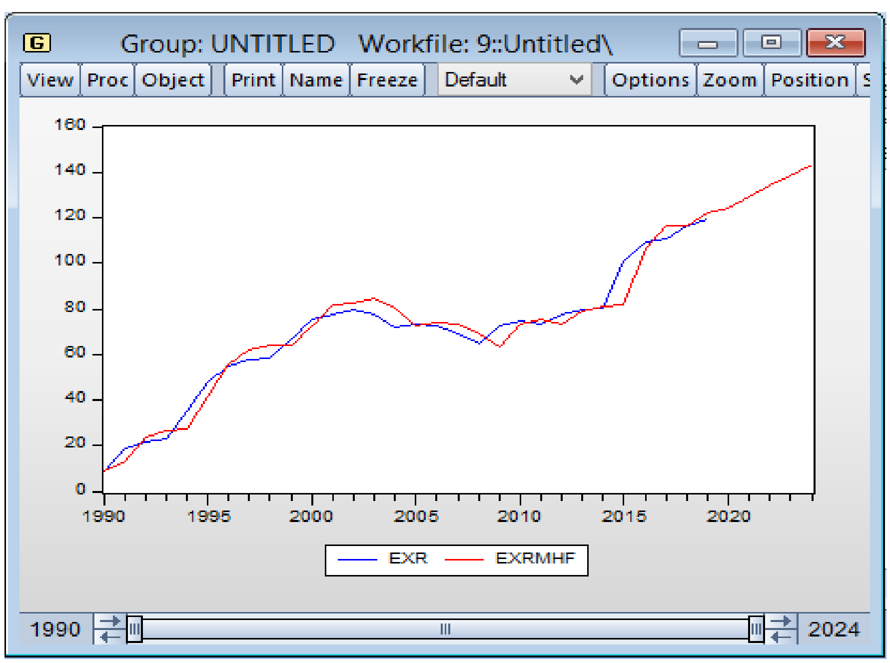
Group: UNTITLED Workfile: 9::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Default | Sort | Edit+/- | Smpl+/-

	EXR	EXRMHF
1990	8.9575	8.957500
1991	18.473	13.24540
1992	21.836	24.06773
1993	23.345	26.87283
1994	35.059	27.49992
1995	47.663	41.10359
1996	54.749	55.34736
1997	57.707	62.28378
1998	58.739	64.09764
1999	66.574	63.79005
2000	75.26	72.32100
2001	77.215	81.74171
2002	79.682	82.56509
2003	77.395	84.31136
2004	72.061	80.29535
2005	73.276	72.90287
2006	72.647	74.21115
2007	69.292	73.19113
2008	64.583	68.86140
2009	72.647	63.08285
2010	74.386	73.53777
2011	72.938	75.48882
2012	77.536	73.40314
2013	79.368	79.03431
2014	80.579	80.94973
2015	100.69	82.06805
2016	109.44	106.8343
2017	110.97	116.2357
2018	116.59	116.4493
2019	119.35	122.1045
2020	NA	124.1759
2021	NA	129.0018
2022	NA	133.8277
2023	NA	138.6536
2024	NA	143.4796

- كذلك يمكن عرض التمثيل البياني للسلسلتين من خلال الامر: View⟶Graph⟶Line & Symbol،

فنتحصل على التمثيل البياني ادناه:



- الملاحظ ان قيم السلسلة الاصلية لمتغير سعر الصرف الاسمي تتوقف عند سنة 2019 وان السلسلة المتنبؤ بها لسعر الصرف تستمر في التصاعد، هذا التصاعد سيوحي لنا بارتفاع قيمة الدولار الامريكي امام الدينار الجزائري، أي ان الدينار الجزائري سيواصل تراجعه أمام الدولار الأمريكي وربما هذا في إطار سياسة الحكومة المتبنية على تخفيض قيمة الدينار لمواجه العجز المالي وانخفاض المداخل من العملة الصعبة جراء جائحة كوفيد-19 التي اثرت على اقتصاديات البلدان بصفة عامة والجزائر بصفة خاصة.

5. التنبؤ بطريقة Box-Jenkins

Forecasting using Box and Jenkins Method

في معظم مستويات التحليل، توجد ثلاث طرق لعرض التقلبات في سلسلة زمنية. يمكننا محاولة تفسير تحركاتها من حيث العوامل المتعلقة بالسيرورات، أي من خلال الحركات (الديناميكية) في السلسلة نفسها. بدلا من ذلك، يمكننا محاولة شرح الاختلافات في سلسلة واحدة من خلال الحركات في سلسلة أخرى أو غيرها، اي. باستخدام طرق ثنائية المتغير أو متعددة المتغيرات. وأخيرا، يمكننا محاولة الجمع بين هذين المنهجين بطريقة ما أو بأخرى. فبالنسبة للمنهج الأول، هناك عدد من الأساليب المخصصة التي يمكن استخدامها في هذا الصدد، فيمكننا استعمال المتوسطات المتحركة المرجحة أسيا، فحين يتم تطبيق تقنيات الانحدار الخطي المتعدد المستندة إلى اعتبارات مسبقة في المنهجة الثانية. فيما يتعلق بمزيج من المنهج الأول والثاني، فانه يمثل المنهجية الثالثة.

هذه المنهجية تم طرحها من قبل George Box and Gwilym Jenkins سنة 1970 وهي تقنية تنبؤ لسلسلة أحادية المتغير تعتمد على فكرة عملية ARIMA لتحليل السلاسل الزمنية والتنبؤات والتي لها النماذج الأساسية المتضمنة، وهي الانحدار الذاتي AR والمتوسط المتحرك MA والنموذج المختلط ARMA الذي هو ناتج عن الجمع بين AR وMA. عندما لا يتم استيفاء افتراض استقرار المتغير المدروس، يتم إنشاء نمذجة ARIMA لتجاوز مرحلة ARMA.

I. طريقة Box and Jenkins

قبل الشروع في منهجية Box - Jenkins لابد من التعرف أولا على نماذج ARMA، تفترض هذه النماذج الرياضية أن y_{t-1} لها تأثير أكبر من y_{t-2} و y_t لها تأثير أكبر من y_{t-1} ويمكن تحديدها بالنماذج الرياضية التالية:

1. النماذج الرياضية للسلاسل الزمنية ARMA

يمكن ان نحددها بثلاث انواع من السلاسل وهي (مولود، 1998)

1.1. نموذج الانحدار الذاتي

يقال للعملية التصادفية $X_t; t=0,\pm1,\pm2......$ بأنها عملية انحدار ذاتي برتبة Autoregressive of Order p والذي يرمز له بالرمز $AR(p)$ إذا حققت المعادلة التالية: $X_t = a_1x_{t-1} + a_2x_{t-2} + ... + a_px_{t-p} + e_t$ ، حيث ان: $a_1, a_2, a_3, ..., a_p$ معلمات الانحدار الذاتي Autoregressive Parameters ، e_t الخطأ العشوائي عند الزمن t وهو عملية عشوائية مجردة (تشويش أبيض).

2.1. نموذج المتوسطات المتحركة

يقال للعملية التصادفية $X_t; t=0,\pm1,\pm2...$ بأنها عملية أوساط متحركة برتبةMoving Average of Order q والذي يرمز له بالرمز $MA(q)$ إذا تحققت المعادلة التالية: $X_t = e_t + b_1e_{t-1} + b_2e_{t-2} + ... + b_qe_{t-q}$ ، حيث ان: $b_1, b_2, b_3, ..., b_q$ معلمات المتوسطات المتحركة Moving Parameters Average، e_t الخطأ العشوائي عند الزمن t.

3.1. النماذج المختلطة ذات انحدار ذاتي وأوساط متحركة

إن العناصر الأساسية لنموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة يمكن أن تدمج للحصول على تشكيلة من النماذج تسمى نماذج انحدار ذاتي ذي أوساط متحركة برتبة $ARMA(p,q)$ وتكون بالشكل الآتي:

$$X_t = a_1x_{t-1} + ... + a_px_{t-p} + e_t + b_1e_{t-1} + ... + b_qe_{t-q}$$

2. منهجيــة Box-Jenkins

رأينا ان عملية الانحدار الذاتي AR ، تتكون من مجموعة خطية محدودة من القيم السابقة للسلسلة الزمنية. بينما يتكون الجزء المتوسط المتحرك MA ، من تركيبة خطية محدودة في الزمن t من القيم السابقة للتشويش الابيض. في كتابهما الشهير "Time Series Analysis: Forecasting and Control" المنشور في سنة

1970، اقترح (Box & Jenkins, 1976) منهجية للتنبؤ باستخدام السلاسل الزمنية أحادية المتغير، وهذا بالاعتماد على سيرورات ARMA. وخطوات هذه المنهجية هي على النحو التالي:

1.2. مرحلة البحث عن التمثيل المناسب (التعرف)

تعد مرحلة التحديد هي الأكثر أهمية والأكثر صعوبة، فهي تتكون من تحديد النموذج المناسب لعائلة نماذج $ARIMA$ ، وهذا من خلال دراسة دالة الارتباط البسيطة والجزئية. نضع بعض القواعد البسيطة لتسهيل البحث عن الدرجات المناسبة p,d,q لنموذج $ARIMA$ (Bourbonnais, 2015, pp. 260-261):

1) التعديل الموسمي

في حالة وجود سلسلة تتأثر بالحركة الموسمية، يجب ازالتها قبل أي معالجة إحصائية، وفي نهاية المطاف تضاف هذه الموسمية إلى السلسلة المراد التوقع بها في نهاية العلاج من أجل الحصول على التوقعات النهائية[1].

2) البحث عن الاستقرارية من حيث الاتجاه العام

إذا كانت دراسة "مخطط الارتباط Correlogram" لدالة الارتباط الذاتي والاختبارات الخاصة بإحصائية: Q-Statistic تدل على تأثر السلسلة الزمنية بالاتجاه العام، فيجب دراسة خصائصها وفقا لاختبارات Dickey-Fuller، وهذا بهدف ازالة الاتجاه حسب خصائص النموذج DS أو TS[2]. بعد دراسة الاستقرارية، يمكننا تحديد الدرجتين: $p,\ q$ لنموذج $ARMA$ كمايلي (Bourbonnais, 2015, p. 261):

- إذا كان "مخطط الارتباط Correlogram" لدالة الارتباط الذاتي البسيطة ACF للحدود الأولى q ($q=3$ كحد أقصى) تختلف عن الصفر وقيم منحنى دالة الارتباط الجزئي تنخفض تدريجيا، فيمكننا ان نشخص او نستنتج ان نموذج المتوسطات المتحركة هو: $MA(q)$.
- إذا كان "مخطط الارتباط Correlogram" لدالة الارتباط الذاتي الجزئية $PACF$ للحدود الأولى p ($p=3$ كحد أقصى) تختلف عن الصفر وقيم منحنى دالة الارتباط البسيطة تنخفض تدريجيا، فنستنتج ان نموذج الانحدار الذاتي هو: $AR(p)$.
- إذا لم تظهر دوال الارتباط الذاتي البسطة والجزئية متقطعة، فهي عندئذ من نوع $ARMA$ والتي يتم تحديد رتبها وفقا "لمخطط الارتباط Correlogram" الخاص بها.

---

[1] نذكر على انه قبل إزالة المركبة الموسمية، فان هذه الأخيرة تتطلب إزالة مركبة الاتجاه العام قبل ذلك.

[2] النماذج TS هي نماذج غير مستقرة ولها خاصية عدم استقرارية تحديدية Deterministic، اما النماذج DS هي نماذج غير مستقرة ولها خاصية عدم استقرارية عشوائية Stochastic.

الجدول الموالي يلخص هذه الحالات الثلاث المختلفة:

ملخص خصائص لمخطط دالة الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية

نوع النموذج	دالة الارتباط الذاتي البسيطة ACF	دالة الارتباط الذاتي الجزئية $PACF$
$MA(q)$	تنعدم معنويا بعد الدرجة q	تناقص اسي
$AR(p)$	تناقص اسي	تنعدم معنويا بعد الدرجة p
$ARMA(p,q)$	تناقص اسي بعد التأخر $(q-p)$	تناقص اسي بعد التأخر $(p-q)$

المصدر: (Bourbonnais, 2015, p. 259)

2.2. مرحلة التقدير

بعد تحديد درجات p,d,q ، تأتي مرحلة تقدير معالم النماذج. إن تقدير معاملات النموذج إذا كان نموذج انحدار ذاتياً لا تطرح أية مشكلة، حيث يمكن استخدام طريقة المربعات الصغرى، وفي هذه الحالة فإن أي برنامج إحصائي يعطي معاملات الانحدار الخطي المتعدد يفي بالغرض. أما في حالة نموذج ARMA، فإن تقدير المعاملات يصبح معقداً وتوجد عدة خوارزميات مقترحة لتقدير النموذج، فعلى سبيل المثال يمكن استخدام طريقة الإمكانية القصوى، أو طريقة المربعات الصغرى. وتختلف البرامج الإحصائية فيما بينها بتقدير معاملات النموذج بحسب الطريقة المتبعة، لذلك قد تعطي نتائج متباينة للنموذج نفسه (نقار والعواد، 2011، ص ص.127-128).

3.2. مرحلة التشخيص

بعد تقدير النماذج المرشحة لعملية التنبؤ، تأتي مرحلة التشخيص والتي تحتاج الى مجموعة من الاختبارات التشخيصية الضرورية ويتم أيضا دراسة البواقي، ومن بينها:

1) اختبار دالة الارتباط الذاتي للسلسلة

إذا تم ملاحظة بانه هناك اختلاف جوهري بين دالة الارتباط الذاتي للسلسة الاصلية مع السلسة الخاصة المقدرة، فهذا مؤشر على فشل في اختيار درجات النموذج المناسب. يتطلب إعادة بناء النموذج وتقديره من جديد. فاذ اكان هو الامر، فإننا ننتقل إلى دراسة البواقي (شيخي، 2011، ص ص. 251-252).

- من خلال "مخطط الارتباط Correlogram" لدالة الارتباط الذاتي للبواقي، فانه يجب أن تقع معاملاتها داخل مجال الثقة: $\left[-\frac{t_{\alpha/2}}{\sqrt{T}},\frac{t_{\alpha/2}}{\sqrt{T}}\right]$.

- تحت فرضية التوزيع الطبيعي لدالة الارتباط الذاتي للبواقي، أي: $\hat{\rho}(k) \curvearrowright \mathcal{N}\left(0,\frac{1}{T}\right)$ ، فان إحصائية: Q'-Statistic لـ: (Ljung and Box) تتبع بشكل متقارب توزيع χ^2 بدرجة حرية $(K-p-q)$:

$$Q' = T(T+2)\sum_{i=1}^{k}(T-i)\hat{\rho}^2(i) \curvearrowright \chi_a^2(k-p-q)$$

إذا كانت: $Q \prec \chi_a^2(k-p-q)$ ، فننا نقبل بالفرضية الصفرية H_0 ، وهذا يعني ان سلسلة البواقي هي مستقرة.

- الخطأ الأبيض يتبع التوزيع الطبيعي ويستعمل لإثبات ذلك اختبار (Jarque & Bera, 1980)، حيث:

$$JB = \frac{T}{6}\beta_1 + \frac{T}{24}(\beta_2 - 3)^2 \curvearrowright \chi^2_{(1-\alpha),2}$$

فإذا كانت: $JB \prec \chi^2_{(1-\alpha),2}$ فإننا نقبل الفرضية H_0 للتوزيع الطبيعي لسلسلة البواقي بنسبة معنوية α.

- من جهة أخرى، يجب أن يكون التباين الشرطي للأخطاء متجانس وذلك من خلال ان معاملات الارتباط الذاتي الكلية لمربعات البواقي يجب ان تقع داخل مجال الثقة، ففي هذه الحالة تكون سلسلة مربعات البواقي مستقرة.

2) اختبار المعنوية الكلية والجزئية للمعالم المقدرة

- عند اختبار كل معلمة مقدرة على حدى، فانه يتم ذلك بواسطة اختبار Student، ففي النموذج $ARMA(p,q)$ فانه يتما اختبار المعالم: $\hat{\phi}_i, \hat{\theta}_j$ على النحو الاتي:

$$H_0 : \hat{\theta}_j = 0 \quad , \quad H_0 : \hat{\phi}_i = 0$$
$$H_1 : \hat{\theta}_j \neq 0 \quad , \quad H_1 : \hat{\phi}_i \neq 0$$

نقيد تحت الفرضية الصفرية H_0 ، فاذا كانت: $\left|\frac{\hat{\phi}_i}{\hat{\sigma}_{\hat{\phi}_i}}\right| > \mathrm{t}_{\frac{\alpha}{2},T-p-q}$ ، فإننا نقبل بالفرضية البديلة H_1 بمستوى معنوية α ، أي المعلمة $\hat{\phi}_i$ معنوية احصائيا. كذلك نفس الشيء بالنسبة للمعلمة $\hat{\theta}_j$.

- عند اختبار المعنوية الكلية للنموذج، فإننا نستخدم اختبار Fisher، وليكن:

$$H_0 : \hat{\theta}_1 = ... = \hat{\theta}_j = 0 \quad , \quad H_0 : \hat{\phi}_1 = ... = \hat{\phi}_i = 0$$
$$H_1 : \hat{\theta}_1 \neq .... \neq \hat{\theta}_j \neq 0 \quad , \quad H_1 : \hat{\phi}_1 \neq .... \neq \hat{\phi}_i \neq 0$$

$$F_c = \frac{\sum_{t=1}^{T}\left(\hat{Y}_t - \bar{Y}\right)^2 / (p+q)}{\sum_{t=1}^{T}\hat{\varepsilon}_t^2 / (T-p-q)} = \frac{R^2/(p+q)}{\left(1-R^2\right)/(T-p-q)} \curvearrowright F_{(p+q,T-p-q)}$$

فاذا كانت: $F_c \succ F_{(p+q,T-p-q)}$ ، فإننا نقبل بالفرضية البديلة H_1 التي تنص على ان معالم النموذج ليست جميعها مساوية للصفر، أي ان للنموذج معنوية إحصائية.

3) معايير المفاضلة بين النماذج المرشحة للتنبؤ

قد تكون النماذج المرشحة كلها جيدة اثناء التطبيق عليها اختبارات التشخيص، غير انه عملية التنبؤ تحتاج الى نموذج مناسب فقط. لأجل اختيار النموذج المناسب، فانه هناك معايير اللازمة لذلك ومن بينها:

- **معيار Akaike Information Criterion :1969**

صيغة هذا المعيار:

$$AIC(p,q) = \hat{\sigma}^2 \cdot \exp 2\left(\frac{p+q}{T}\right)$$

- $\hat{\sigma}^2$: تباين البواقي المحسوب بطريقة المعقولية العظمى وذلك بقسمة مربعات البواقي على عدد المشاهدات T.
- $(p+q)$: عدد معالم النموذج وليس مجموع درجتي النموذج.
- نظرا لأهميته القصوى في النماذج المستعملة لأكبر عدد من المشاهدات عدل كمايلي:

$$NAIC(p,q) = \frac{AIC(p,q)}{T}$$

نرشح النموذج الذي يحقق أصغر قيمة للمعيار AIC او $NAIC$.

- **معيار Bayesian Information Criterion: Schwarz 1979**

لأجل تحقيق خصائص تقاربية، اقترحت صيغة هذا المعيار في:

$$BIC(p,q) = Ln(\hat{\sigma}^2) + \left(\frac{p+q}{T}\right) Ln T$$

كذلك، نرشح النموذج الذي يحقق أصغر قيمة للمعيار.

- **معيار Hannan-Quinn :1979**

صيغة هذا المعيار:

$$HQ(p,q) = \mathrm{Ln}\left(\hat{\sigma}^2\right) + (p+q)C^{\frac{Ln\,\mathrm{LnT}}{T}}, \quad C > 2$$

كذلك، نختار النموذج الذي يحقق أصغر قيمة للمعيار.[1]

[1] كذلك هنا معايير أخرى للمفاضلة بين النماذج المرشحة من بينها المقارنة بين التباين الكلي لكل نموذج، وهناك طريقة (Goldfrey, 1979)، اختبار Granger-Newbold.

4.2. مرحلة التنبؤ

بعد اختيار النموذج المناسب سواءً كان نموذج $AR(p)$ ، $MA(q)$ او $ARMA(p,q)$ لعملية التنبؤ، فنه يتم وفق الخطوات التالية (شيخي، 2011، ص ص. 257-260):

- كتابة النموذج المقدر: $\hat{Y}_t = f\left(\hat{\phi},\hat{\theta},Y_t,\hat{\varepsilon}_t\right)$
- تعويض t بـ: $T+h$ حيث: $h=1,2,\ldots,H$
- تعويض كل القيم المستقبلية للمتغير الخاص بالظاهرة المدروسة بتنبؤاتها، بينما يتم تعويض الأخطاء المستقبلية بالأصفار والماضية (داخل العينة) بالبواقي.

لأجل توضيح هذه الخطوات، نأخذ النموذج $ARIMA(p,d,q)$:

$$\Phi(L)(1-L)^d Y_t = C+\theta(L)\varepsilon_t$$
$$\Phi(L)\Delta^d Y_t = C+\theta(L)\varepsilon_t$$
$$W_t = \phi_1 W_{t-1}+\phi_2 W_{t-2}+\ldots+\phi_p W_{t-p}+C+\varepsilon_t+\theta_1\varepsilon_{t-1}+\theta_2\varepsilon_{t-2}+\ldots+\theta_q\varepsilon_{t-q}$$
$$\left(1-\phi_1 L-\phi_2 L^2-\ldots\ldots-\phi_p L^p\right)W_t = C+\left(1+\theta_1 L+\theta_2 L^2+\ldots\ldots+\theta_q L^q\right)\varepsilon_t$$
$$\Phi(L)W_t = C+\theta(L)\varepsilon_t$$

أي أن السلسلة: $W_t=\Delta^d Y$ تخضع لنموذج $ARIMA(p,d,q)$ ، ومنه لحساب $\hat{Y}_{t+h}$ نبدأ بحساب تنبؤ W_t من أجل الفترة $T+1$ حيث نستطيع كتابة النموذج في الفترة الزمنية $T+1$:

$$W_{T+1} = \phi_1 W_T+\phi_2 W_{T-1}+\ldots\ldots+\phi_p W_{T,p+1}+C+\varepsilon_{T+1}+\theta_1\varepsilon_T+\theta_2\varepsilon_{T-1}+\ldots\ldots+\theta_q\varepsilon_{T-q+1}$$

ثم نأخذ القيمة المتوقعة الشرطية لـ: W_{T+1} لهدف حساب التنبؤ في الفترة الأولى $\hat{W}_{T+1}$ كمايلي:

$$\hat{W}_{T+1} = E\left[W_{T+1}\,|\,W_T,\ldots..,W_1\right]$$
$$\hat{W}_{T+1} = \hat{\phi}_1 W_T+\hat{\phi}_2 W_{T-1}+\ldots\ldots+\hat{\phi}_p W_{T-p+1}+\hat{C}+\hat{\theta}_1\hat{\varepsilon}_T+\hat{\theta}_2\hat{\varepsilon}_{T-1}+\ldots\ldots+\hat{\theta}_q\varepsilon_{T-q+1}$$

نستعمل $\hat{W}_{T+1}$ من أجل الحصول على فترة ثانية $\hat{W}_{T+2}$ وهكذا حتى الفترة $\hat{W}_{T+h}$ كمايلي:

$$\hat{W}_{T+2} = E\left[W_{T+2}\,|\,W_T,\ldots..,W_1\right]$$
$$\hat{W}_{T+2} = \hat{\phi}_1\hat{W}_{T+1}+\hat{\phi}_2 W_T+\ldots\ldots+\hat{\phi}_p W_{T-p+2}+\hat{C}+\hat{\theta}_1\hat{\varepsilon}_T+\hat{\theta}_2\hat{\varepsilon}_T+\ldots\ldots+\hat{\theta}_q\varepsilon_{T-q+2}$$
$$\vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots$$
$$\hat{W}_{T+h} = E\left[W_{T+h}\,|\,W_T,\ldots..,W_1\right]$$
$$\hat{W}_{T+h} = \hat{\phi}_1\hat{W}_{T+h-1}+\ldots\ldots+\hat{\phi}_p W_{T+h-p}+\hat{C}+\hat{\theta}_1\hat{\varepsilon}_{T+h-1}+\ldots\ldots+\hat{\theta}_q\varepsilon_{T+h-q}$$

لقياس دقة التنبؤ[1]، فإننا نستخدم المتوسط المطلق للخطأ النسبي الذي يعبر على متوسط الفرق بين المشاهدة والتنبؤ لنفس الفترة الزمنية، وهو كمايلي:

$$MRAE = H^{-1}\sum_{h=1}^{H}\frac{\left|\hat{Y}_{T+h}-Y_{T+h}\right|}{\left|Y_{T+h}\right|}\times 100$$

يمكن أن يؤخذ في شكل نسبة:

$$PME = H^{-1}\sum_{h=1}^{H}\left(\frac{Y_{T+h}-\hat{Y}_{t+h}}{Y_{T+h}}\right)$$

يمكن أيضا استخدام متوسط مربع الخطأ الذي يعتبر أكثر فعالية من المعيار السابق، اي:

$$QME = H^{-1}\sum_{h=1}^{H}\left(\hat{Y}_{T+h}-Y_{T+h}\right)^2$$

يستخدم بعض الإحصائيين معيارا آخر يسمى بمعيار Theil's U statistic وهو معطى بالعلاقة التالية:

$$U = \frac{\sqrt{H^{-1}\sum_{h=1}^{H}\left(\hat{Y}_{T+h}-Y_{T+h}\right)^2}}{\sqrt{H^{-1}\sum_{h=1}^{H}Y_{T+h}^2}+\sqrt{H^{-1}\sum_{h=1}^{H}\hat{Y}_{T+h}^2}}$$

يكون التنبؤ جيدا عندما يكون $U=0$ وفاشلا عندما يكون $U=1$. عمليا يتذبذب هذا المقياس بين هاتين القيمتين.

II. تطبيق حالة عملية لمنهجية Box - Jenkins على برنامج EViews

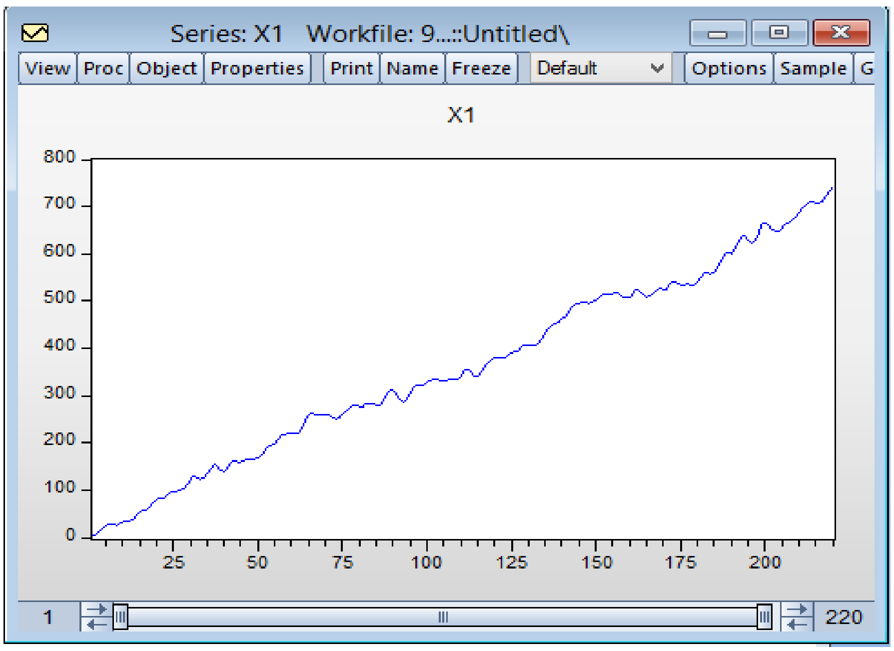
نأخذ المثال العملي 9 والخاص بقيم متغير ما من الفترة: t=1 الى الفترة: t=220 الممثلة في الجدول الموالي. والمطلوب هو حساب القيم لتنبؤية لاربع الفترات الزمنية القادمة؟

[1] إذا لم نعتمد على خطوة معايير المفاضلة بين النماذج المرشحة للتنبؤ، فنواصل عملية التنبؤ لكل النماذج المشخصة. ونختار احسن نموذج الذي تكون لديه دقة تنبؤ عالية بالاعتماد على المعايير التالية: *QME, PME, MRAE* والاحسن من بين هذه النماذج المتنبأ بها هو النموذج الذي تكون له قيمة اقل لـ: *QME, PME, MRAE*.

t	X_1	t	X_1	t	X_1	t	X_1
1	3,8	58	218,706961	115	341,688459	172	536,75462
2	5	59	219,905167	116	349,974414	173	541,816484
3	12,226481	60	220,296926	117	359,896428	174	536,892348
4	19,1617455	61	219,183598	118	367,126805	175	532,467482
5	24,6837026	62	221,860351	119	373,952897	176	534,194114
6	28,3547019	63	230,833766	120	379,67489	177	537,8784
7	26,7702547	64	244,920477	121	380,701256	178	535,329566
8	24,374626	65	258,231453	122	379,265075	179	535,045498
9	26,3709712	66	261,22515	123	380,69526	180	539,672092
10	29,4304626	67	259,601866	124	385,869399	181	549,331193
11	33,5512421	68	258,794954	125	390,731506	182	559,603843
12	35,2628578	69	259,526893	126	392,177375	183	559,867164
13	38,2476286	70	260,392639	127	394,385078	184	557,489892
14	46,2817048	71	259,328783	128	401,805628	185	558,91681
15	54,6637594	72	253,93342	129	406,962112	186	568,469704
16	57,607687	73	250,234442	130	405,663291	187	584,40707
17	57,9596974	74	253,78302	131	406,231867	188	599,778937
18	64,9539349	75	260,812295	132	407,611185	189	602,334215
19	73,240053	76	266,928955	133	410,578204	190	598,911219
20	78,5253466	77	273,924444	134	418,936588	191	605,354835
21	81,7786922	78	279,551444	135	430,607186	192	620,003108
22	83,9397601	79	279,824328	136	441,795039	193	634,812438
23	85,6233212	80	275,19081	137	447,705622	194	637,541181
24	93,0137087	81	274,291894	138	451,082715	195	629,879
25	97,7715077	82	280,885755	139	456,835296	196	623,340825
26	97,4612438	83	283,462052	140	461,727059	197	627,968782
27	98,8126573	84	281,296073	141	464,598873	198	642,99909
28	104,160096	85	279,065758	142	474,351087	199	660,327478
29	112,258442	86	280,795673	143	486,942436	200	665,856255
30	121,776069	87	289,534238	144	494,317993	201	659,618188
31	129,33372	88	301,052734	145	496,216774	202	651,284332
32	126,87191	89	307,512532	146	498,412998	203	646,88902
33	122,443556	90	311,287101	147	496,70527	204	647,370367
34	126,184753	91	306,792433	148	496,171865	205	654,263327
35	134,027322	92	293,106495	149	498,934321	206	661,678362
36	146,836732	93	285,077239	150	501,16899	207	664,986912
37	153,900779	94	292,296889	151	506,964041	208	669,73292
38	151,192544	95	306,049626	152	513,429244	209	676,884503
39	143,066588	96	315,761845	153	514,107135	210	686,360278
40	139,654066	97	320,400491	154	513,439649	211	695,866329
41	146,851228	98	322,107671	155	514,350088	212	702,056257
42	158,969602	99	322,124585	156	516,669105	213	706,917827
43	163,101634	100	326,97542	157	512,932852	214	709,274456
44	158,240046	101	332,037126	158	508,037877	215	706,713401
45	158,588277	102	335,047505	159	506,179554	216	706,255438
46	161,34128	103	335,55766	160	509,349216	217	711,02639
47	163,468613	104	332,323813	161	516,658174	218	721,747819
48	164,843191	105	330,007604	162	522,864256	219	734,142876
49	165,925797	106	332,892572	163	521,940496	220	741,901063
50	169,0459247	107	335,040084	164	514,963389		
51	175,7012542	108	335,380241	165	509,117132		
52	185,165722	109	335,359602	166	510,538992		
53	190,340181	110	340,428089	167	518,218337		
54	193,206903	111	350,607508	168	525,124449		
55	198,081536	112	355,48782	169	526,251888		
56	206,66809	113	351,405646	170	522,639		
57	216,223445	114	342,681037	171	525,6385577		

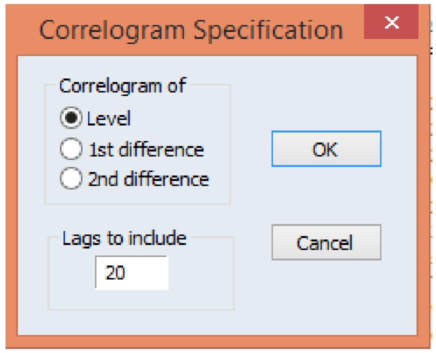
الحل

- بعد ادخال البيانات كما رأيناها سابقا نأتي للمرحلة الأولى وهي مرحلة البحث عن التمثيل المناسب (التعرف)، حيث نضع بعض القواعد البسيطة لتسهيل البحث عن الدرجات المناسبة p, d, q لنموذج *ARIMA* وهي البحث عن الاتجاه الموسمي من عدمه والبحث عن الاستقرارية من حيث الاتجاه العام، ولكن قبل اول شيئ، فاننا نقم بالتمثيل البياني للسلسلة الزمنية بكتابة الامر في نافذة الأوامر مباشرة: Line exr →Enter، فيظهر لنا المنحنى البياني ادناه:

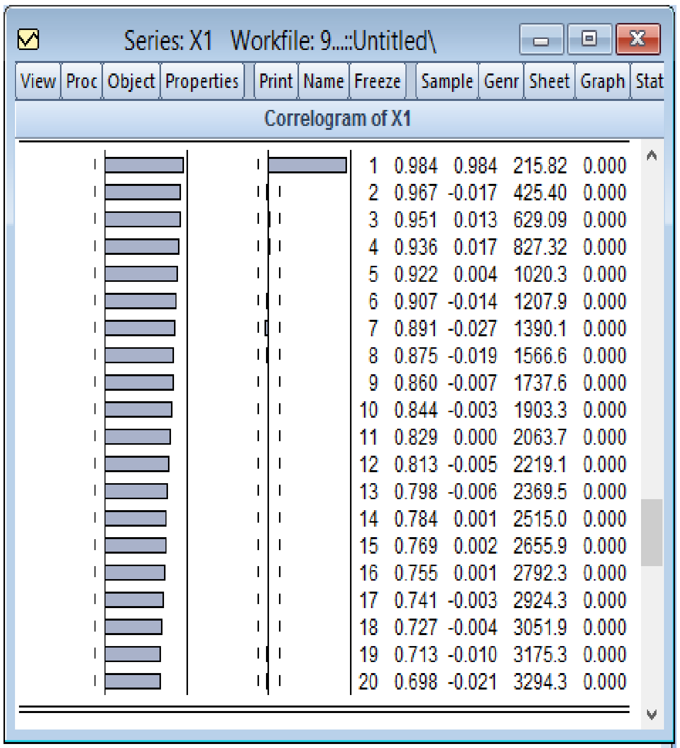


اذن، مايلاحظ من خلال التمثيل البياني لسلسلة هذا المتغير، نجد ان له اتجاه عام خطي يتطور عبر الزمن فقط، مع ملاحظة أنه هناك بعض الشك في وجود تقلبات الفصلية في هذه السلسلة الزمنية والتي سوف نتحقق منها بواسطة مخطط الارتباط Correlogram[1]، من خلال فتح سلسلة المتغير X1 ونختار: View → Correlogram، حيث يظهر لنا المربع الحواري ادناه:

[1] كذلك من الأفضل الاعتماد على اختبار Kruskal Wallis الذي يستعمل خصيصا لكشف الفصلية او استعمال الطريقة الانحدارية التي تتطلب افتراض وجود الفصلية في السلسلة الزمنية بـ P من المؤشرات، ويتم التعبير عنها بنفس عدد من المتغيرات التمثيلية التي يتم تقدير معلماتها بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية OLS ثم اختبارها احصائيا.



- نختار المستوى Level، ونضغط OK فيظهر لنا مخطط الارتباط ادناه:



1	0.984	0.984	215.82	0.000
2	0.967	-0.017	425.40	0.000
3	0.951	0.013	629.09	0.000
4	0.936	0.017	827.32	0.000
5	0.922	0.004	1020.3	0.000
6	0.907	-0.014	1207.9	0.000
7	0.891	-0.027	1390.1	0.000
8	0.875	-0.019	1566.6	0.000
9	0.860	-0.007	1737.6	0.000
10	0.844	-0.003	1903.3	0.000
11	0.829	0.000	2063.7	0.000
12	0.813	-0.005	2219.1	0.000
13	0.798	-0.006	2369.5	0.000
14	0.784	0.001	2515.0	0.000
15	0.769	0.002	2655.9	0.000
16	0.755	0.001	2792.3	0.000
17	0.741	-0.003	2924.3	0.000
18	0.727	-0.004	3051.9	0.000
19	0.713	-0.010	3175.3	0.000
20	0.698	-0.021	3294.3	0.000

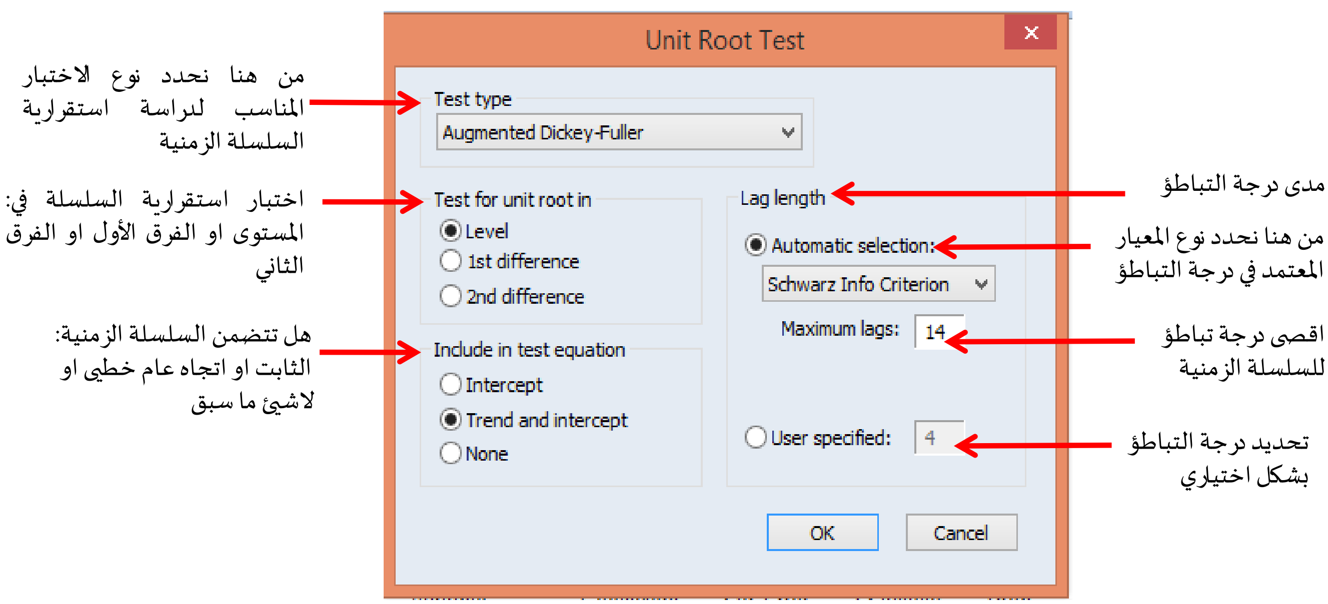
من خلال دالتي الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية التي تعتمد على فكرة الارتباط بين المشاهدات لفترات زمنية مختلفة اين تظهر الفصلية في شكل قمم ونتوءات في فترات زمنية تعادل p ، أي انه تظهر قمة في دورة تعادل p ونفس الشيء بالنسبة للانخفاضات. فاننا نلاحظ غيابها سواءً بالنسبة لدالة الارتباط الذاتي البسيطة او بالنسبة لدالة الارتباط الذاتي الجزئية.

- الآن، نقوم بالبحث عن استقرارية السلسلة للمتغير[1] من حيث الاتجاه العام التي نصل اليها بواسطة الاختبارات الخاصة بها والتي يعد أفضلها الاختبارات الخاصة بالجذر الأحادي، حيث تكلمنا سابقا انه إذا كانت دراسة "مخطط الارتباط Correlogram" لدالة الارتباط الذاتي والاختبارات الخاصة

[1] إذا فشلنا في الدراسة الميدانية من خلال ما سبق ذكره، فانه يتم اللجوء الى دراسة دالة الارتباط الذاتي او اختبار الجذر الأحادي.

إحصائية: Q-Statistic تدل على تأثر السلسلة الزمنية بالاتجاه العام، فيجب دراسة خصائصها وفقا لاختبارات[1] Dickey-Fuller، وهذا بهدف ازالة الاتجاه حسب خصائص النموذج DS أو TS.

واضح جدا من خلال "مخطط الارتباط "Correlogram لهذه السلسلة بأنها غير مستقرة كون معاملات دالة الارتباط البسيطة والجزئية تقع خارج مجال الثقة الذي يعادل $0.093 = \pm\frac{1.96}{\sqrt{220}}$، وإذا أردنا التحقق من استقرارية السلسلة، فاننا نستعين بأحد اختبارات الجذور الوحدوية، حيث من خلال فتح ملف متغير X1 نأخذ الامر: View ⟶ Unit Root Test والمبين ادناه:



نختار او نبدأ باختبار Phillips-Perron، وندرس الاستقرارية عند المستوى Level وابقاء الاختيار أولا على الاتجاه العام الخطي Trend and intercept المتضمّن في السلسلة الزمنية لانه انطلاقا من هنا نحدد هل هذه السلسلة هي نوع TS او DS[2] ، ونبقي الخيارات الأخرى على حالها (الا في الضرورة التقنية نعدل وهي ليست موضوعنا الآن) ونضغط على OK، فنتحصل على المخرجات ادناه:

[1] نذكر بأنه هناك العديد من اختبارات الجذر الوحدوي والتي منها اختبار Augmented Dickey-Fuller، Phillips and Perron، اختبار Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin، Elliott-Rothenberg-Stock، وأفضلها اختبار Ng and Perron. مع ملاحظة انه إذا وجدنا اختلاف نتائج اختبارين، مثلا بين اختبار ADF واختبار PP فاننا نرجع باختبار ثالث KPSS او حتى اختبار رابع للحكم على درجة تكامل السلسلة الزمنية.

[2] لمزيد من الاطلاع يرجى النظر في (Bourbonnais, 2015, pp. 264-265).

Series: X1 Workfile: 9...::Untitled\

View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Sample | Genr | Sheet | Graph | Stats

Phillips-Perron Unit Root Test on X1

Null Hypothesis: X1 has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Bandwidth: 35 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

		Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic		-2.092715	0.5466
Test critical values:	1% level	-4.000511	
	5% level	-3.430477	
	10% level	-3.138828	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

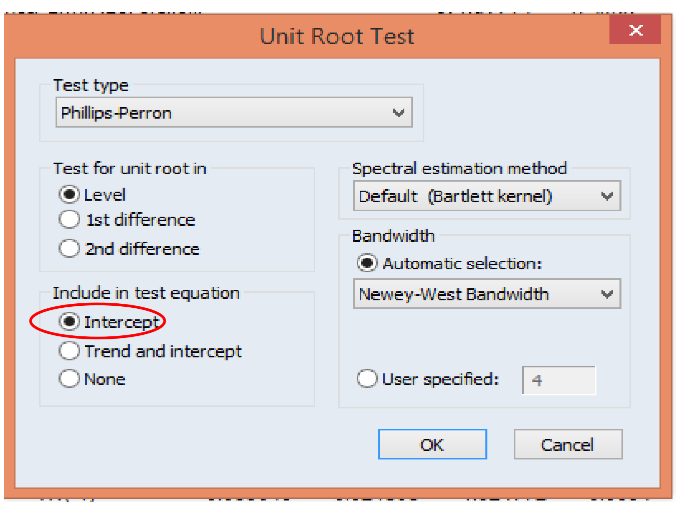
Residual variance (no correction)	27.77752
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	33.37940

Phillips-Perron Test Equation
Dependent Variable: D(X1)
Method: Least Squares
Date: 10/26/21 Time: 23:16
Sample (adjusted): 2 220
Included observations: 219 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1(-1)	-0.039046	0.021398	-1.824772	0.0694
C	3.725580	0.811468	4.591160	0.0000
@TREND("1")	0.124280	0.066711	1.862974	0.0638

R-squared	0.016427	Mean dependent var	3.370324
Adjusted R-squared	0.007320	S.D. dependent var	5.326442
S.E. of regression	5.306912	Akaike info criterion	6.189501
Sum squared resid	6083.276	Schwarz criterion	6.235927
Log likelihood	-674.7504	Hannan-Quinn criter.	6.208251
F-statistic	1.803761	Durbin-Watson stat	0.854417
Prob(F-statistic)	0.167150		

قبل الحكم على استقرارية المتغير X1، فاننا نبدأ بدراسة معنوية الاتجاه العام C, @TREND("1") من عدمه، حيث نلاحظ ان الثابت هو معنوي (لان: $t_c^* = 4.59 \succ t_c^{0,05} = 1.96$ والتي توافقها: $(Prob(c) = 0.0000 \leq 5\%$). بينما الاتجاه هو غير معنوي (لان: $t_b^* = 1.86 \prec t_b^{0,05} = 1.96$ والتي توافقها: $(Prob(b) = 0.0638 \succ 5\%$) وبالتالي نعيد الاختبار عند المستوى مع حذف الاتجاه والإبقاء على الثابت فقط كما في الشكل ادناه:



- نضغط على OK، فنتحصل على المخرجات ادناه:

Series: X1 Workfile: 9...::Untitled\

View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Sample | Genr | Sheet | Graph | Stat

Phillips-Perron Unit Root Test on X1

Null Hypothesis: X1 has a unit root
Exogenous: Constant
Bandwidth: 54 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

		Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic		0.532705	0.9875
Test critical values:	1% level	-3.460173	
	5% level	-2.874556	
	10% level	-2.573784	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

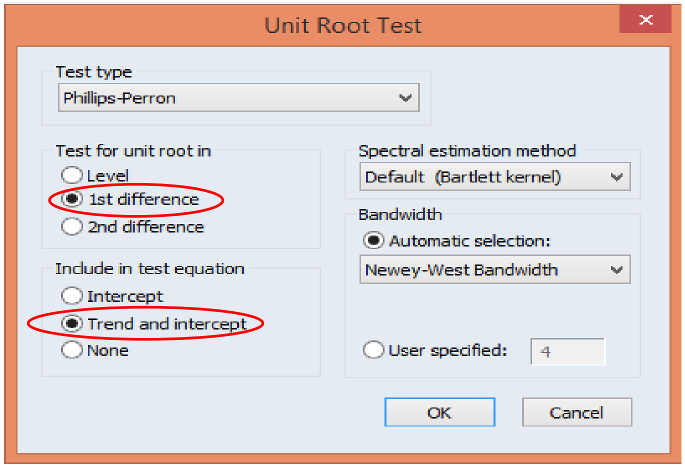
Residual variance (no correction)	28.22384
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	18.78226

Phillips-Perron Test Equation
Dependent Variable: D(X1)
Method: Least Squares
Date: 10/26/21 Time: 23:55
Sample (adjusted): 2 220
Included observations: 219 after adjustments

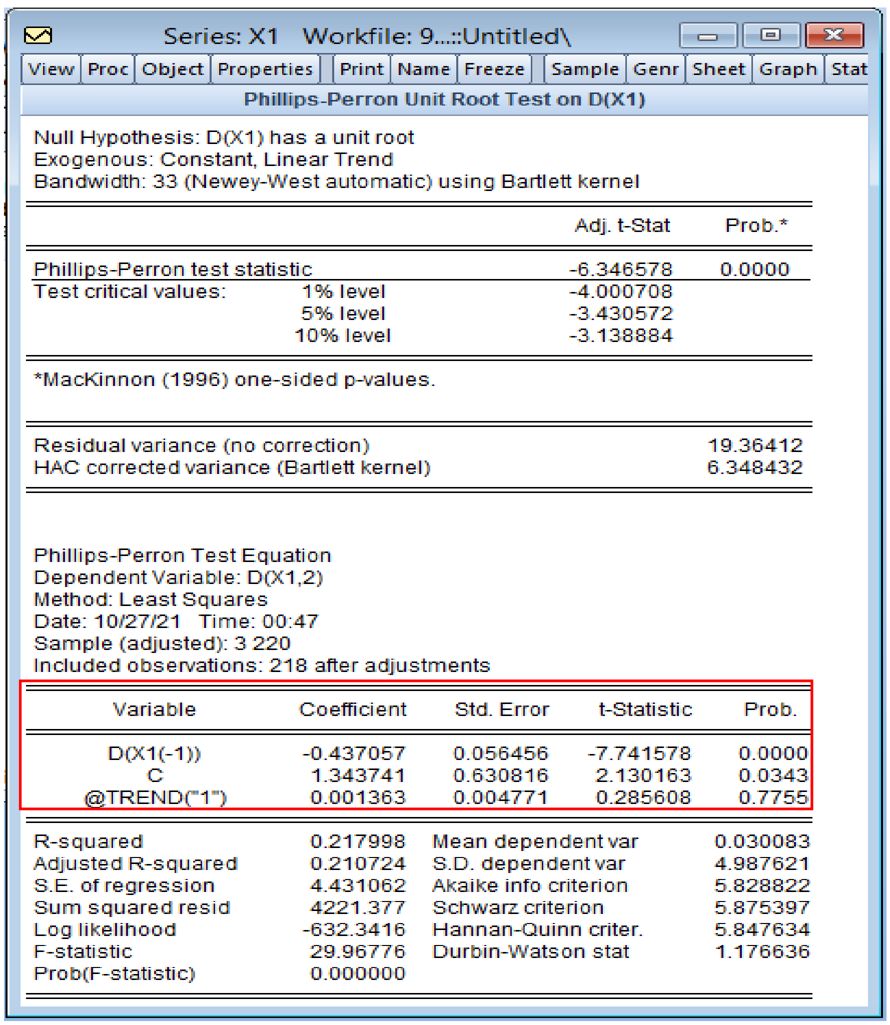
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1(-1)	0.000673	0.001830	0.367843	0.7133
C	3.128542	0.749736	4.172860	0.0000

R-squared	0.000623	Mean dependent var	3.370324
Adjusted R-squared	-0.003982	S.D. dependent var	5.326442
S.E. of regression	5.337038	Akaike info criterion	6.196309
Sum squared resid	6181.022	Schwarz criterion	6.227259
Log likelihood	-676.4958	Hannan-Quinn criter.	6.208809
F-statistic	0.135309	Durbin-Watson stat	0.873960
Prob(F-statistic)	0.713349		

كذلك قبل الحكم على استقرارية المتغير X1، ندرس معنوية الثابت C، حيث نلاحظ بأنه معنوي (لان: $t_c^* = 4.17 \succ t_c^{0,05} = 1.96$ والتي توافقها: $Prob(c) = 0.0000 \le 5\%$) ونبقي على هذا الخيار، وننتقل الى القسم العلوي، حيث نقبل الفرضية الصفرية H_0: بأن السلسلة يوجد بها جذر احادي لان القيمة المحسوبة لـ Student المعادلة الى |0.53| هي اقل من القيمة الجدولية الحرجة عند المستويات: 1%، 5%، 10% المعادلة الى: |-3.46|, |-2.87|, |-2.57| على التوالي (هذه القيم مستخرجة انطلاقا من جدول القيم الحرجة لـ Mackinon) والموافقة للقيمة الاحتمالية $Prob.^* = 0.9875 \succ 5\%$ مما نضطر الى دراسة الاستقرارية عند الفرق الأول لسلسلة هذا المتغير X1 كما في الشكل ادناه:



- نضغط على OK، فنتحصل على المخرجات ادناه:



Series: X1 Workfile: 9...::Untitled\

View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Sample | Genr | Sheet | Graph | Stat

Phillips-Perron Unit Root Test on D(X1)

Null Hypothesis: D(X1) has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Bandwidth: 33 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

		Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic		-6.346578	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.000708	
	5% level	-3.430572	
	10% level	-3.138884	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

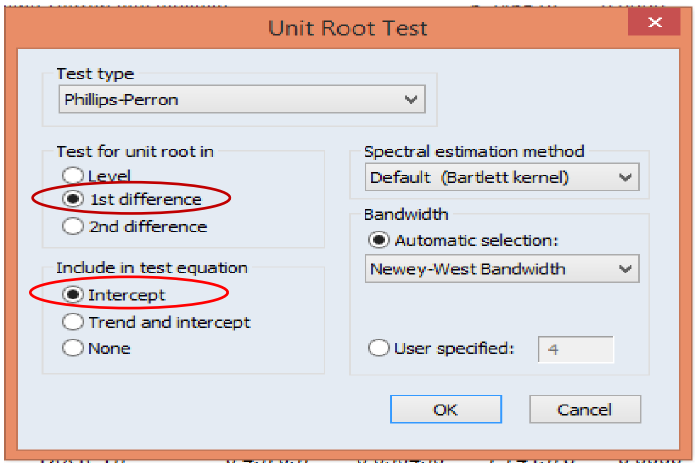
Residual variance (no correction)	19.36412
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	6.348432

Phillips-Perron Test Equation
Dependent Variable: D(X1,2)
Method: Least Squares
Date: 10/27/21 Time: 00:47
Sample (adjusted): 3 220
Included observations: 218 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(X1(-1))	-0.437057	0.056456	-7.741578	0.0000
C	1.343741	0.630816	2.130163	0.0343
@TREND("1")	0.001363	0.004771	0.285608	0.7755

R-squared	0.217998	Mean dependent var	0.030083
Adjusted R-squared	0.210724	S.D. dependent var	4.987621
S.E. of regression	4.431062	Akaike info criterion	5.828822
Sum squared resid	4221.377	Schwarz criterion	5.875397
Log likelihood	-632.3416	Hannan-Quinn criter.	5.847634
F-statistic	29.96776	Durbin-Watson stat	1.176636
Prob(F-statistic)	0.000000		

ايضا قبل الفصل في استقرارية المتغير X1 عند الفرق الاول، نعيد الحكم على معنوية الثابت C، حيث نلاحظ بأنه معنوي (لان: $t_c^* = 2.13 \succ t_c^{0,05} = 1.96$ والتي توافقها: $Prob(c) = 0.0343 \le 5\%$) بينما الاتجاه هو غير معنوي (لان: $t_b^* = 0.28 \prec t_b^{0,05} = 1.96$ والتي توافقها: $Prob(b) = 0.7755 \succ 5\%$) وبالتالي نعيد الاختبار عند الفرق الاول مع حذف الاتجاه والإبقاء على الثابت فقط كما في الشكل ادناه:



- نضغط على OK، فنتحصل على المخرجات ادناه:

Series: X1 Workfile: 9...::Untitled\
View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Sample | Genr | Sheet | Graph | Stat

Phillips-Perron Unit Root Test on D(X1)

Null Hypothesis: D(X1) has a unit root
Exogenous: Constant
Bandwidth: 33 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

		Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic		-6.373084	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.460313	
	5% level	-2.874617	
	10% level	-2.573817	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Residual variance (no correction)	19.37146
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	6.444800

Phillips-Perron Test Equation
Dependent Variable: D(X1,2)
Method: Least Squares
Date: 10/27/21 Time: 01:14
Sample (adjusted): 3 220
Included observations: 218 after adjustments

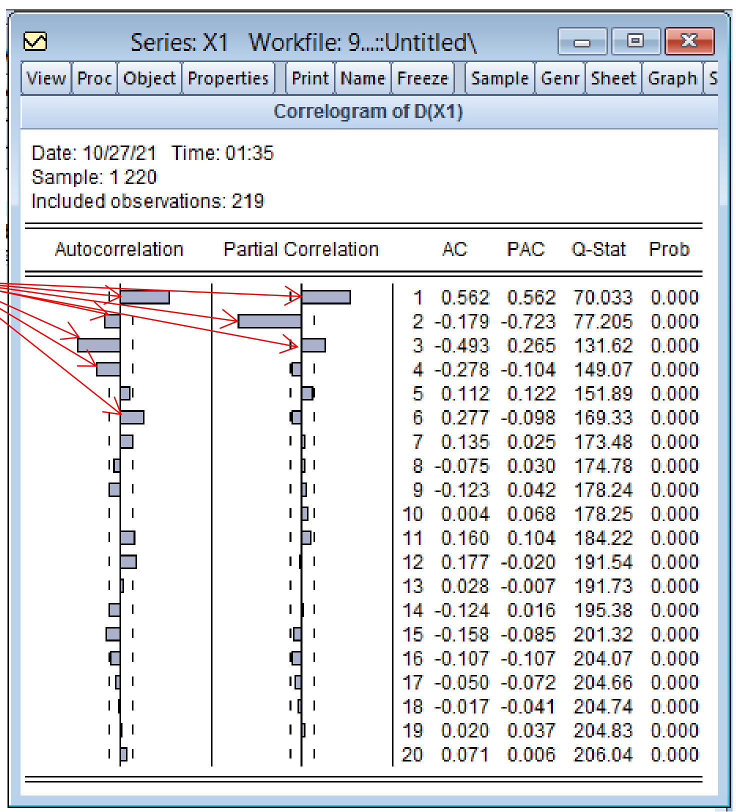
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(X1(-1))	-0.436585	0.056312	-7.753033	0.0000
C	1.492729	0.353940	4.217468	0.0000

R-squared	0.217702	Mean dependent var	0.030083
Adjusted R-squared	0.214080	S.D. dependent var	4.987621
S.E. of regression	4.421632	Akaike info criterion	5.820027
Sum squared resid	4222.979	Schwarz criterion	5.851077
Log likelihood	-632.3829	Hannan-Quinn criter.	5.832568
F-statistic	60.10953	Durbin-Watson stat	1.176446
Prob(F-statistic)	0.000000		

واضح من هذه المخرجات بان الثابت C هو معنوي (لان: $t_c^* = 4.21 \succ t_c^{0,05} = 1.96$ والتي توافقها: $Prob(c) = 0.0000 \leq 5\%$) مع البقاء على هذا الخيار، ومن القسم العلوي نرفض الفرضية الصفرية H_0: بأن السلسلة لايوجد بها جذر احادي لان القيمة المحسوبة لـ:Student المعادلة الى |-6.37| هي اكبر من القيمة الجدولية الحرجة عند المستويات: 1%، 5%، 10% المعادلة الى: |-2.57|، |-2.87|، |-3.46| على التوالي (هذه القيم مستخرجة انطلاقا من جدول القيم الحرجة لـ: Mackinon) والموافقة للقيمة الاحتمالية $Prob.* = 0.0000 \leq 5\%$ مع استنتاج بان هذه السيرورة هي نوع DS (سيرورة عشوائية).

- بعد دراسة الاستقرارية، يمكننا تحديد الدرجتين: p,q ، أي النماذج $AR(p),\ MA(q)$ من خلال تحليل دالتي الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية في السلسلة المستقرة $I(1)$ والمبينة في الشكل ادناه من خلال فتح سلسلة المتغير X1 ونختار: View ⟶ Correlogram⟶1st difference ⟶OK

هذه الحدود تقع خارج مجال الثقة: ± 0.093 ، أي تختلف معنويا عن 0، التي من خلالها نحدد النماذج المختلفة من ARIMA(p,I,q), MA(q), AR(p) المرشحة للتقدير


Series: X1 Workfile: 9...::Untitled\
View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Sample | Genr | Sheet | Graph | S
Correlogram of D(X1)

Date: 10/27/21 Time: 01:35
Sample: 1 220
Included observations: 219

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.562	0.562	70.033	0.000
2	-0.179	-0.723	77.205	0.000
3	-0.493	0.265	131.62	0.000
4	-0.278	-0.104	149.07	0.000
5	0.112	0.122	151.89	0.000
6	0.277	-0.098	169.33	0.000
7	0.135	0.025	173.48	0.000
8	-0.075	0.030	174.78	0.000
9	-0.123	0.042	178.24	0.000
10	0.004	0.068	178.25	0.000
11	0.160	0.104	184.22	0.000
12	0.177	-0.020	191.54	0.000
13	0.028	-0.007	191.73	0.000
14	-0.124	0.016	195.38	0.000
15	-0.158	-0.085	201.32	0.000
16	-0.107	-0.107	204.07	0.000
17	-0.050	-0.072	204.66	0.000
18	-0.017	-0.041	204.74	0.000
19	0.020	0.037	204.83	0.000
20	0.071	0.006	206.04	0.000

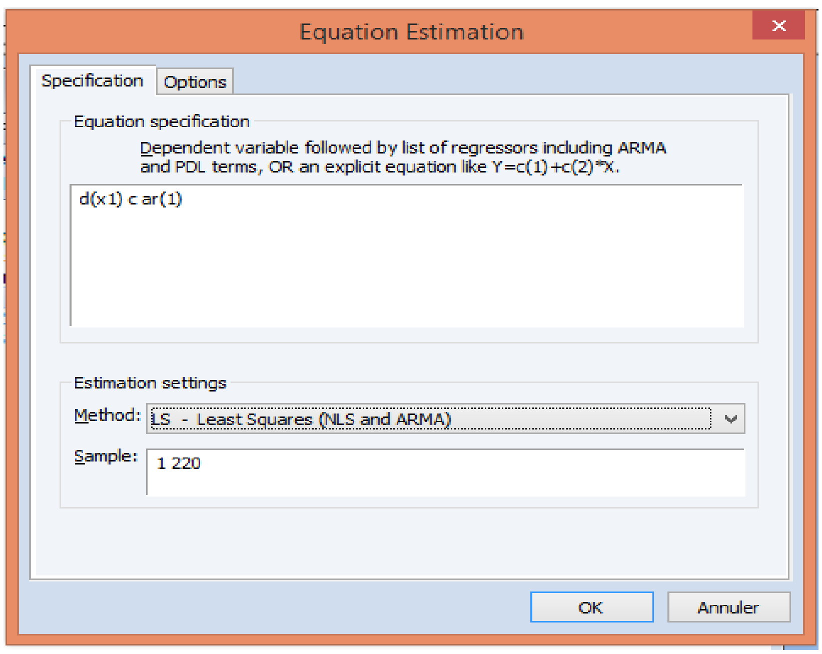
- كما ذكرنا سابقا بأنه من خلال دالة الارتباط الذاتي الجزئية Partial Correlation يمكن تحديد نماذج $MA(q)$ ودالة الارتباط البسيطة Autocorrelataion تحدد لنا النماذج المرشحة من

$AR(p)$ ، فبالنسبة لدالة الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية يظهر لنا جليا بانه هناك حدود تختلف معنويا عن الصفر وهي: $AR(1), AR(2), AR(3), MA(1), MA(2), MA(3), MA(4), MA(6)$ ، ومن خلال هذه النماذج يمكن ترشيح النماذج المختلطة وهي:

$$ARIMA(1.1.1), ARIMA(1.1.2), ARIMA(1.1.3), ARIMA(1.1.4), ARIMA(1.1.6)$$
$$ARIMA(2.1.1), ARIMA(2.1.2), ARIMA(2.1.3), ARIMA(2.1.4), ARIMA(2.1.6)$$
$$ARIMA(3.1.1), ARIMA(3.1.2), ARIMA(3.1.3), ARIMA(3.1.4), ARIMA(3.1.6)$$

- المرحلة الموالية تتمثل في عملية تقدير هذه النماذج المختلفة المرشحة لعملية التنبؤ مع تشخيص كل نموذج لصلاحيته لعملية التنبؤ.

- نبدأ بتقدير النموذج $AR(1)$ ، حيث نقوم بالامر: Quick ⟶ Equation Estimationt فيظهر لنا المربع الحواري ادناه ونكتب في النموذج الذي نريد تقديره كمايلي:



- لاحظ ان: d(X1) تمثل السلسلة المفرقة لانها مستقرة من الدرجة الأولى، c وهو ثابت الانحدار، AR(1) المتغير ذو التباطؤ من الدرجة الأولى (المؤخر بفترة زمنية واحدة).
- تحت اعدادات التقدير Estimationt setting يوفر لنا EViews طريقة التقدير، حيث انه هناك عدة طرق ممكن اختيارها حسب تقديرات نماذج AR، AM (OLS......)، كما انه واضح بأن حجم العينة المقدرة هو 220 مشاهدة Sample.

- نضغط على OK فنتحصل على نتائج التقدير ادناه:

Equation: UNTITLED Workfile: 9...::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: D(X1)
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 10/27/21 Time: 22:30
Sample: 2 220
Included observations: 219
Convergence achieved after 5 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.383129	0.678563	4.985728	0.0000
AR(1)	0.561266	0.053322	10.52605	0.0000
SIGMASQ	19.29829	1.970792	9.792149	0.0000

R-squared	0.316668	Mean dependent var	3.370324
Adjusted R-squared	0.310341	S.D. dependent var	5.326442
S.E. of regression	4.423383	Akaike info criterion	5.827018
Sum squared resid	4226.325	Schwarz criterion	5.873444
Log likelihood	-635.0585	Hannan-Quinn criter.	5.845768
F-statistic	50.04902	Durbin-Watson stat	1.185521
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots .56

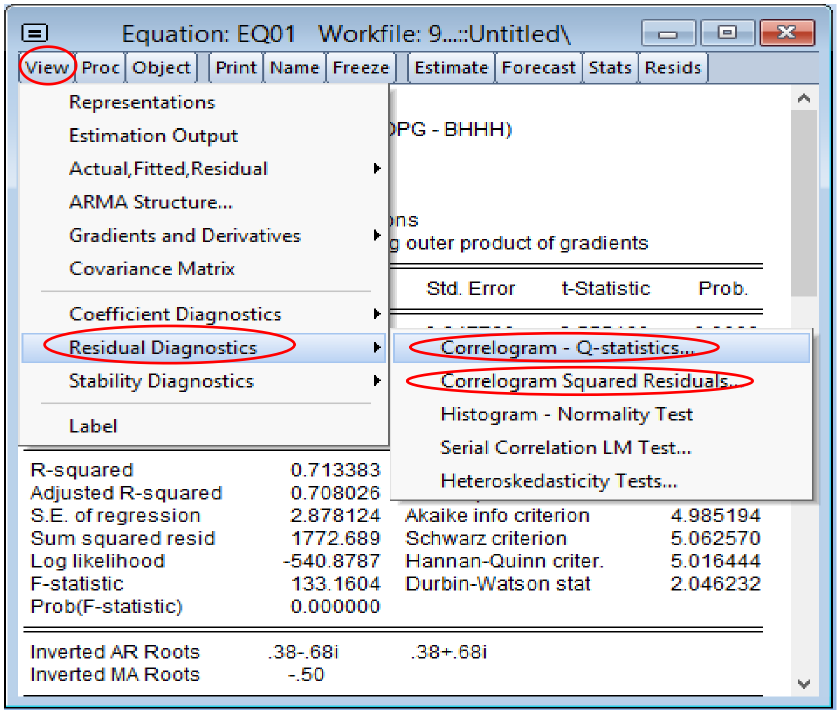
- نلاحظ بان الثابت والمتغير المبطأ بفترة زمنية واحدة هما معنويان لان:

$$t_{X1} = 10.52 \succ 1.96, \quad t_c = 4.98 \succ 1.96$$

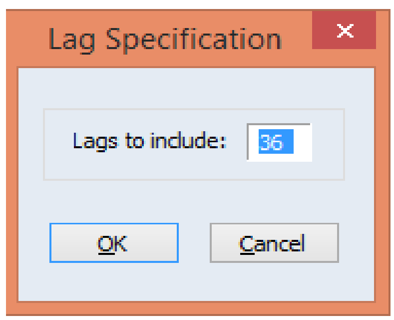
والموافقتين للقيمتين الاحتماليتين: $Prob(X1) = 0.0000 \leq 5\%, \quad Prob(c) = 0.0000 \leq 5\%$

ولكن هذا غير كاف لاجل الحكم على صلاحية النموذج حتى نشخص النموذج من خلال دراسة صلاحية البواقي.

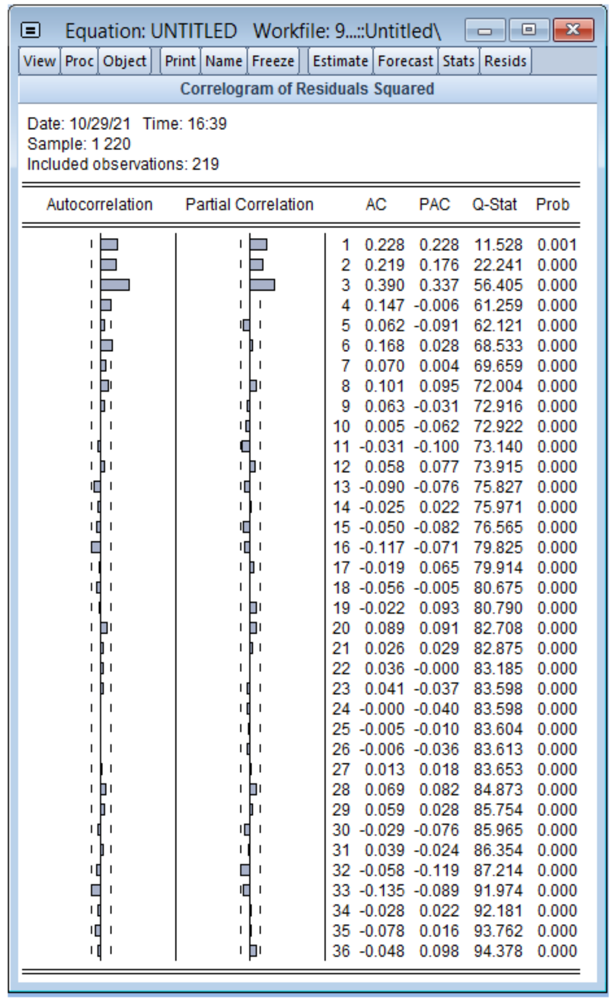
- من اجل التحقق من ملائمة النموذج نقوم بالتمثيل البياني للارتباط الذاتي للبواقي ومجموع مربعاتها والتوزيع الطبيعي لها، فالتمثيل البياني للارتباط الذاتي للبواقي انطلاقا من مخرجات التقدير نقوم نأخذ الامر: View ⟶ Residual Diagnostics ⟶ Correlogram-Q-statstics، اما بالنسبة لمربعات البواقي: View ⟶ Residual Diagnostics ⟶ Correlogram-Squared Resuduals، كما يظهر أدناه:



- بعد تحديد الطريقتين في كل حالة، يظهر لنا المربع الحواري الخاص بفترة التأخير Lag Specifications



- نضغط على OK، فنتحصل على المخرجات التالية في الشكل الآتي:



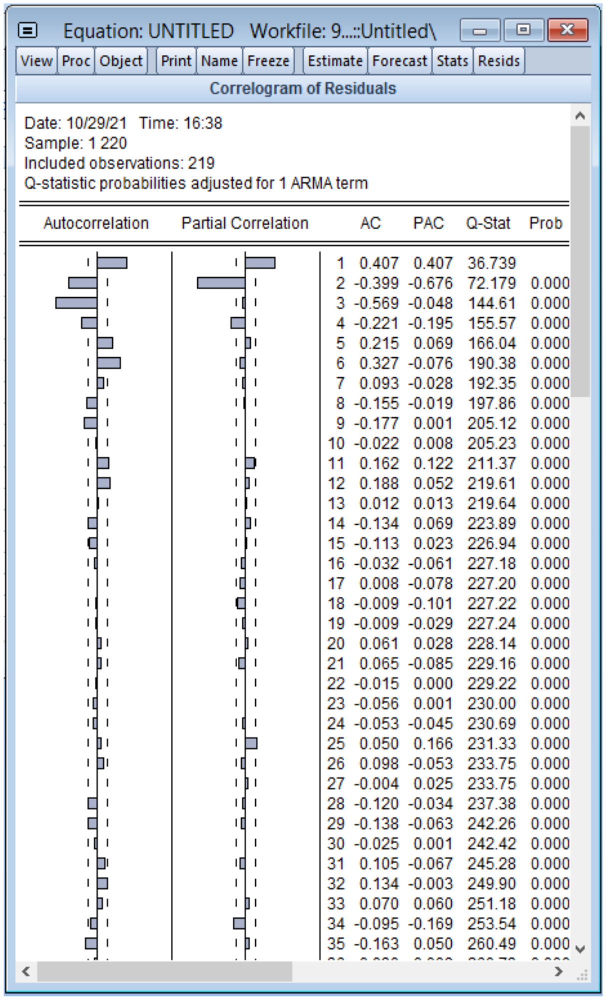
Equation: UNTITLED Workfile: 9...::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Correlogram of Residuals Squared

Date: 10/29/21 Time: 16:39
Sample: 1 220
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.228	0.228	11.528	0.001
		2	0.219	0.176	22.241	0.000
		3	0.390	0.337	56.405	0.000
		4	0.147	-0.006	61.259	0.000
		5	0.062	-0.091	62.121	0.000
		6	0.168	0.028	68.533	0.000
		7	0.070	0.004	69.659	0.000
		8	0.101	0.095	72.004	0.000
		9	0.063	-0.031	72.916	0.000
		10	0.005	-0.062	72.922	0.000
		11	-0.031	-0.100	73.140	0.000
		12	0.058	0.077	73.915	0.000
		13	-0.090	-0.076	75.827	0.000
		14	-0.025	0.022	75.971	0.000
		15	-0.050	-0.082	76.565	0.000
		16	-0.117	-0.071	79.825	0.000
		17	-0.019	0.065	79.914	0.000
		18	-0.056	-0.005	80.675	0.000
		19	-0.022	0.093	80.790	0.000
		20	0.089	0.091	82.708	0.000
		21	0.026	0.029	82.875	0.000
		22	0.036	-0.000	83.185	0.000
		23	0.041	-0.037	83.598	0.000
		24	-0.000	-0.040	83.598	0.000
		25	-0.005	-0.010	83.604	0.000
		26	-0.006	-0.036	83.613	0.000
		27	0.013	0.018	83.653	0.000
		28	0.069	0.082	84.873	0.000
		29	0.059	0.028	85.754	0.000
		30	-0.029	-0.076	85.965	0.000
		31	0.039	-0.024	86.354	0.000
		32	-0.058	-0.119	87.214	0.000
		33	-0.135	-0.089	91.974	0.000
		34	-0.028	0.022	92.181	0.000
		35	-0.078	0.016	93.762	0.000
		36	-0.048	0.098	94.378	0.000



Equation: UNTITLED Workfile: 9...::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Correlogram of Residuals

Date: 10/29/21 Time: 16:38
Sample: 1 220
Included observations: 219
Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.407	0.407	36.739	
		2	-0.399	-0.676	72.179	0.000
		3	-0.569	-0.048	144.61	0.000
		4	-0.221	-0.195	155.57	0.000
		5	0.215	0.069	166.04	0.000
		6	0.327	-0.076	190.38	0.000
		7	0.093	-0.028	192.35	0.000
		8	-0.155	-0.019	197.86	0.000
		9	-0.177	0.001	205.12	0.000
		10	-0.022	0.008	205.23	0.000
		11	0.162	0.122	211.37	0.000
		12	0.188	0.052	219.61	0.000
		13	0.012	0.013	219.64	0.000
		14	-0.134	0.069	223.89	0.000
		15	-0.113	0.023	226.94	0.000
		16	-0.032	-0.061	227.18	0.000
		17	0.008	-0.078	227.20	0.000
		18	-0.009	-0.101	227.22	0.000
		19	-0.009	-0.029	227.24	0.000
		20	0.061	0.028	228.14	0.000
		21	0.065	-0.085	229.16	0.000
		22	-0.015	0.000	229.22	0.000
		23	-0.056	0.001	230.00	0.000
		24	-0.053	-0.045	230.69	0.000
		25	0.050	0.166	231.33	0.000
		26	0.098	-0.053	233.75	0.000
		27	-0.004	0.025	233.75	0.000
		28	-0.120	-0.034	237.38	0.000
		29	-0.138	-0.063	242.26	0.000
		30	-0.025	0.001	242.42	0.000
		31	0.105	-0.067	245.28	0.000
		32	0.134	-0.003	249.90	0.000
		33	0.070	0.060	251.18	0.000
		34	-0.095	-0.169	253.54	0.000
		35	-0.163	0.050	260.49	0.000

إن اختبار Ljung-Box، أي بالاعتماد على احصائية Q-Statistics، فانه يشير إلى وجود ارتباط ذاتي بين البواقي، حيث كل القيم الاحتمالية هي اقل من القيمة الحرجة 05% ويؤكد ذلك دالتي الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية للبواقي وحتى مربعات البواقي، بمعنى ليس كل الحدود تقع داخل مجال الثقة، وعليه نرفض الفرضية الصفرية H_0 القائلة ان البواقي هي خطا أبيض. فمن الناحية المنطقية يبقى هذا النموذج $ARIMA(1.1.0)$ المرشح لعملية التنبؤ هو نموذج مرفوض.

- بنفس الكيفية نقوم بدراسة النماذج المتبقية وقد اعطتنا نفس الحالة لنموذج $ARIMA(1.1.0)$، غير اننا توصلنا الى نموذج وحيد مرشح لعملية التنبؤ وهو النموذج $ARIMA(2.1.1)$، وهذه مخرجاته:

Equation: UNTITLED   Workfile: 9...:Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: D(X1)
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 10/29/21   Time: 19:09
Sample: 2 220
Included observations: 219
Convergence achieved after 14 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.322900	0.347760	9.555160	0.0000
AR(1)	0.759188	0.064890	11.69957	0.0000
AR(2)	-0.605344	0.068107	-8.888174	0.0000
MA(1)	0.496203	0.071464	6.943392	0.0000
SIGMASQ	8.094473	0.841016	9.624637	0.0000

R-squared	0.713383	Mean dependent var	3.370324
Adjusted R-squared	0.708026	S.D. dependent var	5.326442
S.E. of regression	2.878124	Akaike info criterion	4.985194
Sum squared resid	1772.689	Schwarz criterion	5.062570
Log likelihood	-540.8787	Hannan-Quinn criter.	5.016444
F-statistic	133.1604	Durbin-Watson stat	2.046232
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.38-.68i	.38+.68i
Inverted MA Roots	-.50	

Equation: EQ02   Workfile: 9...:Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Correlogram of Residuals

Date: 10/29/21   Time: 19:13
Sample: 1 220
Included observations: 219
Q-statistic probabilities adjusted for 3 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.024	-0.024	0.1248	
		2	-0.003	-0.003	0.1267	
		3	0.042	0.041	0.5145	
		4	-0.070	-0.068	1.6156	0.204
		5	0.011	0.008	1.6439	0.440
		6	0.054	0.053	2.3075	0.511
		7	0.023	0.031	2.4237	0.658
		8	-0.020	-0.025	2.5176	0.774
		9	0.079	0.076	3.9545	0.683
		10	0.012	0.020	3.9862	0.781
		11	0.036	0.042	4.2941	0.830
		12	0.107	0.098	6.9483	0.643
		13	-0.035	-0.023	7.2372	0.703
		14	-0.084	-0.088	8.9052	0.631
		15	-0.051	-0.067	9.5301	0.657
		16	-0.070	-0.067	10.713	0.635
		17	-0.053	-0.062	11.373	0.657
		18	0.003	-0.027	11.376	0.726
		19	-0.073	-0.083	12.665	0.697
		20	0.072	0.074	13.916	0.673
		21	0.070	0.068	15.114	0.654
		22	-0.081	-0.065	16.726	0.608
		23	0.103	0.108	19.370	0.498
		24	-0.121	-0.107	23.010	0.343
		25	0.016	0.059	23.071	0.398
		26	0.022	0.037	23.192	0.450
		27	-0.083	-0.065	24.917	0.410
		28	-0.056	-0.058	25.723	0.422
		29	-0.071	-0.093	26.992	0.410
		30	-0.044	-0.072	27.480	0.438
		31	0.053	0.056	28.192	0.454
		32	-0.050	-0.124	28.844	0.473
		33	0.082	0.081	30.577	0.436
		34	-0.046	-0.030	31.120	0.460
		35	-0.098	-0.100	33.664	0.387
		36	-0.039	-0.002	34.065	0.416

Equation: EQ02   Workfile: 9...:Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

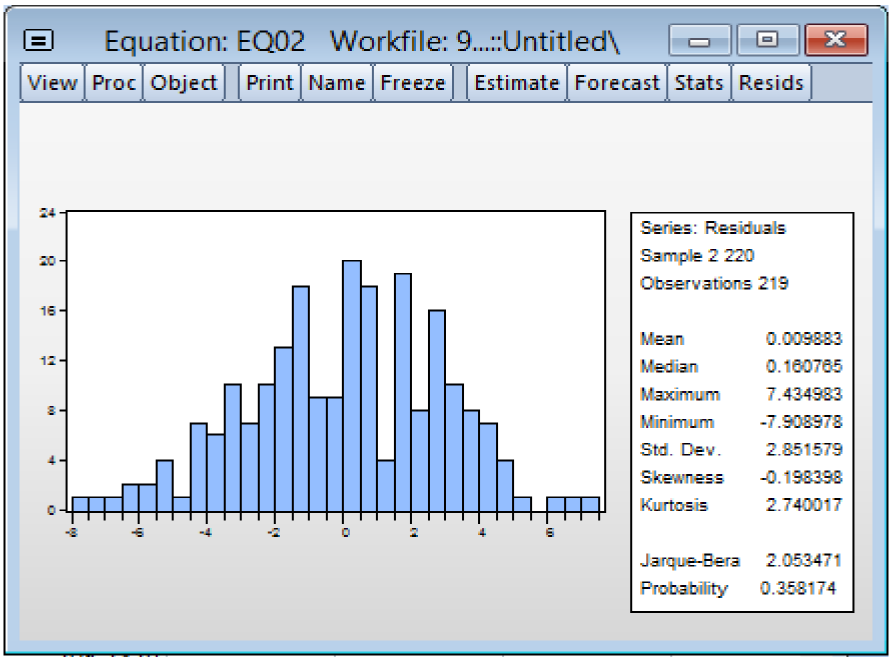
Correlogram of Residuals Squared

Date: 10/29/21   Time: 19:16
Sample: 1 220
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.026	0.026	0.1540	0.695
		2	-0.085	-0.085	1.7505	0.417
		3	-0.084	-0.080	3.3288	0.344
		4	-0.031	-0.035	3.5455	0.471
		5	0.026	0.014	3.6971	0.594
		6	0.008	-0.005	3.7109	0.716
		7	0.034	0.033	3.9801	0.782
		8	0.098	0.101	6.2017	0.625
		9	0.002	0.006	6.2025	0.719
		10	0.034	0.058	6.4753	0.774
		11	-0.014	0.003	6.5234	0.836
		12	-0.013	0.000	6.5629	0.885
		13	0.006	0.008	6.5728	0.923
		14	-0.024	-0.027	6.7050	0.945
		15	0.044	0.036	7.1677	0.953
		16	-0.064	-0.083	8.1427	0.945
		17	-0.106	-0.108	10.835	0.865
		18	-0.041	-0.058	11.243	0.884
		19	0.006	-0.020	11.253	0.915
		20	0.019	-0.015	11.338	0.937
		21	0.078	0.071	12.832	0.914
		22	-0.015	-0.008	12.888	0.936
		23	-0.076	-0.063	14.313	0.918
		24	-0.022	0.018	14.432	0.936
		25	-0.093	-0.085	16.576	0.897
		26	-0.061	-0.061	17.516	0.893
		27	0.083	0.081	19.246	0.861
		28	0.028	0.001	19.442	0.884
		29	0.000	-0.013	19.442	0.909
		30	-0.099	-0.087	21.959	0.856
		31	0.003	0.020	21.961	0.884
		32	0.037	0.028	22.309	0.899
		33	-0.113	-0.120	25.629	0.816
		34	-0.051	-0.058	26.310	0.824
		35	0.006	-0.015	26.319	0.855
		36	0.054	0.023	27.101	0.858

يشير مخطط الارتباط للبواقي إلى أن هذه السيرورة هي بدون ذاكرة، ولا يشير مخطط الارتباط لمربعات البواقي (اختبار ARCH[1]) إلى أي حد يختلف معنويا عن 0، وعليه ان فرضية ثبات تجانس الخطأ هي محققة، وبالتالي فإن البواقي هي سيرورة ضجة بيضاء. ولكن يبقى السؤال هل أن هذه البواقي هي غوسية Gaussian، أي تتبع التوزيع الطبيعي. لاجل هذا نستخدم الايعاز:

View ⟶ Residual Diagnostics ⟶ Histogram-Normality Test



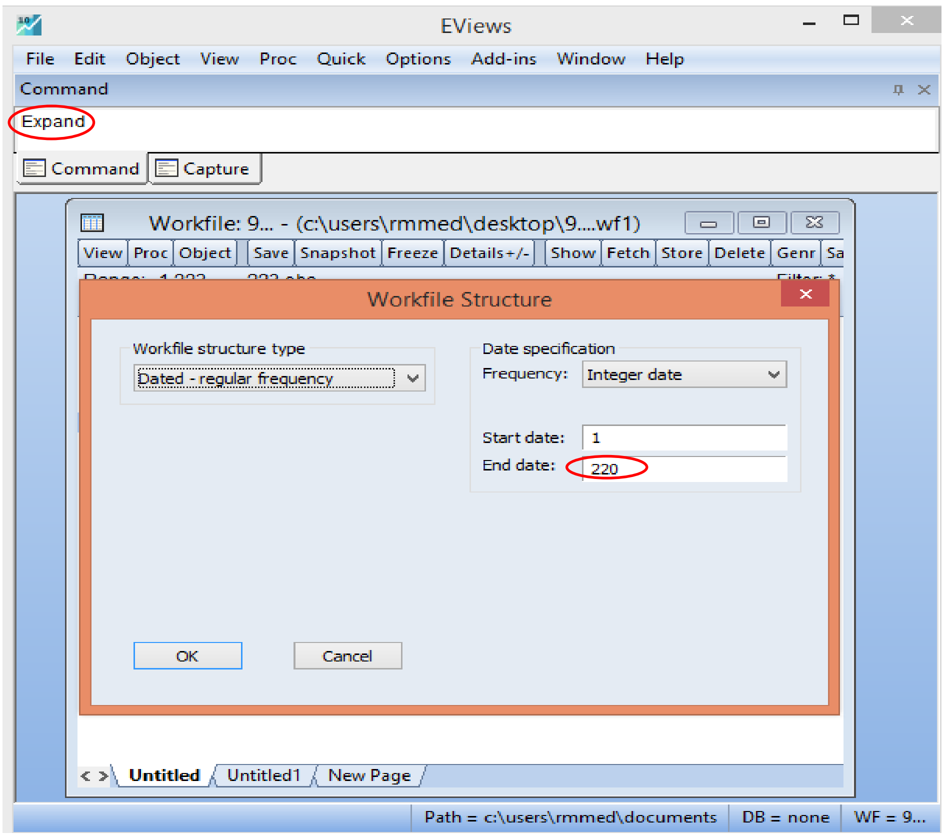
إحصائية Jarque-Bera (JB = 2.053) هي أكبر من القيمة الجدولية $\chi^2_{0.05,2} = 5.991$ والتي توافقها القيمة الاحتمالية 0.358 الاكبر من القيمة الاحتمالية الحرجة 5%، وبالتالي فاننا نقبل بالفرضية الصفرية H_0 للتوزيع الطبيعي للبواقي.

ملاحظة: فرضا انه لو قد تحصلنا على نماذج مقبولة (مرشحة) لعملية التنبؤ، فاننا نختار أحسن نموذج الذي تكون اقل قيمة بالاعتماد على معيار: AIC, SC, HQ وحتى الانحراف المعياري S.D. dependent var، و(σ^2) SIGMASQ، كما نذكر مرة أخرى بانه إذا لم نعتمد على خطوة معايير

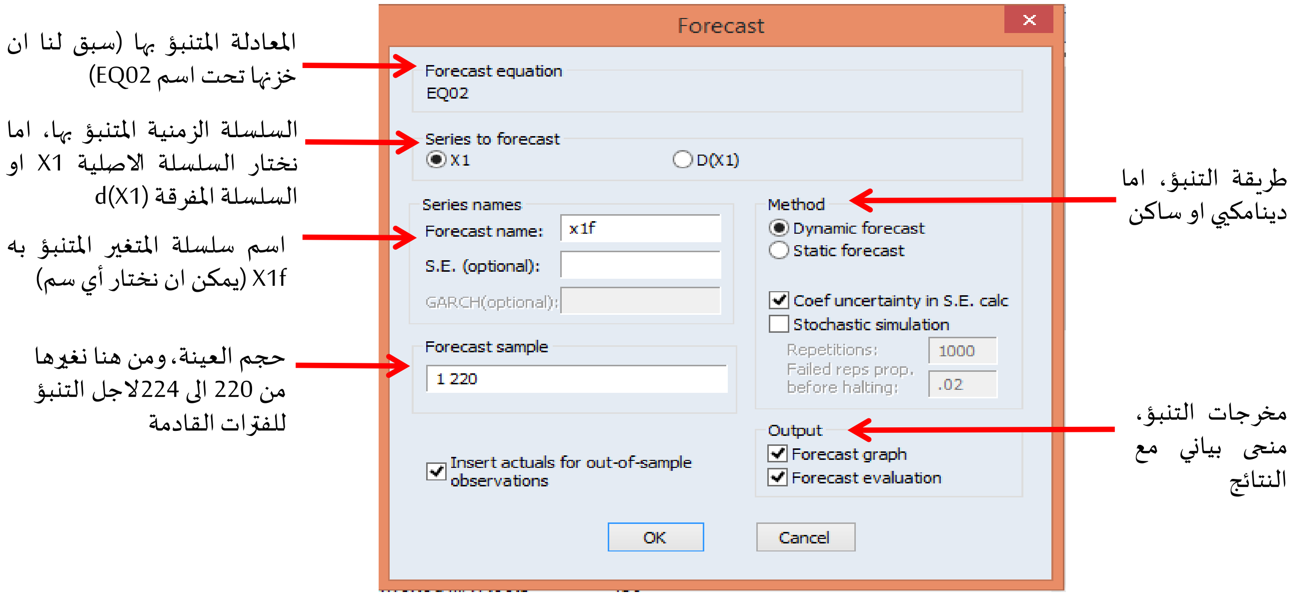
[1] كذلك نستطيع اختبار اثر ARCH بشكل منفصل من خلال الايعاز: View ⟶ Residual Diagnostics ⟶ Heteroskedasticity Tests ⟶ ARCH، حيث تحصلنا على القيم الاحتمالية $Prob.F(1,216) = 0.6985 \geq 5\%,\ \ Prob.Chi-Square(1) = 0.6969 \geq 5\%$ وبالتالي فان فرضية ثبات تجانس الخطأ هي محققة أي استبعاد دراسة نماذج ARCH

المفاضلة بين النماذج المرشحة للتنبؤ، فاننا نواصل عملية التنبؤ لكل النماذج المشخصة ونختار أحسن نموذج الذي تكون لديه دقة تنبؤ عالية بالاعتماد على المعايير: QME, PME, MRAE والاحسن من بين هذه النماذج المتنبأ بها هو النموذج الذي تكون له قيمة اقل لـ: QME, PME, MRAE

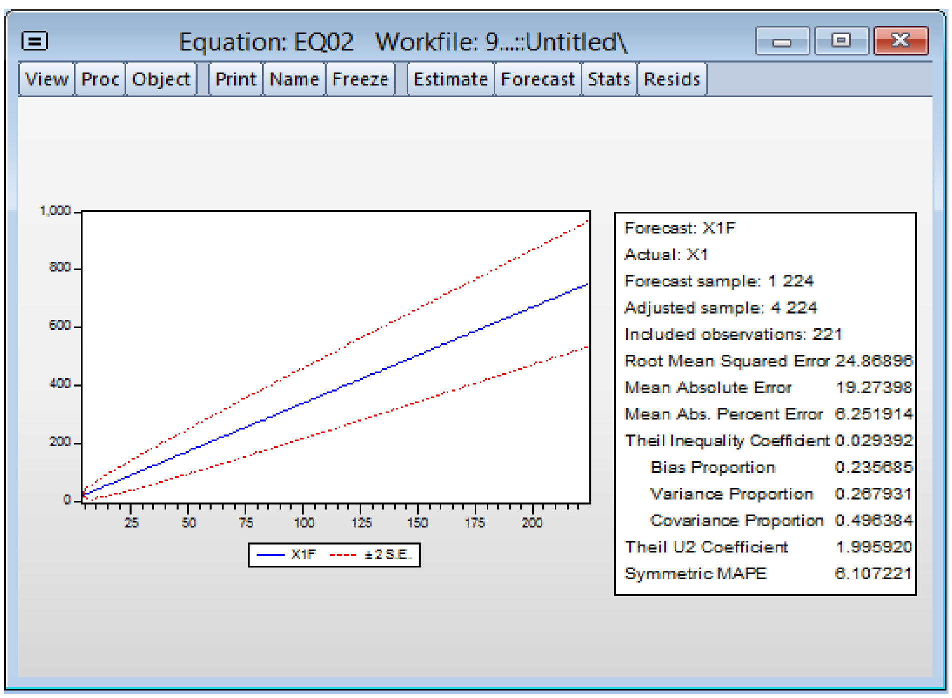
- المرحلة النهائية تتمثل في عملية التنبؤ، حيث نقوم بتوسيع السلسلة الزمنية لاجل التنبؤ لـ: 04 فترات المقبلة، فمن خلال نافذة الأوامر نكتب الامر: Expand⟶Enter في نافذة الأوامر كما يظهر في الشكل ادناه:



نقوم بتوسيع المدة الزمنية من الفترة T=220 الى 224 =T+4 ونضغط على OK ونعود الى نافذة مخرجحات النموذج المقدر $ARIMA(2.1.1)$، ومن خلال شريط أدوات الكائن Object Toolbar نضغط على Forecast، فنتحصل على المربع الحواري الموالي:



نحدد التنبؤ بالسلسلة الزمنية الاصلية وهو موضوع الدراسة لأننا نحتاج الى القيم التنبوية للاربع الفترات الزمنية المقبلة مع تحديد الطريقة الديناميكية لان النموذج المقدر هو بالأساس نموذج ديناميكي، ونضغط على OK، فنتحصل على الشكل ادناه:



نلاحظ مايلي:

- جذر متوسط مربع الخطأ Root Mean Squard Error: $RMSE = 24.86$
- متوسط الخطأ المطلق Mean Absolute Error: $MAE = 19.27$

- المتوسط المطلق للخطأ النسبي Mean Abs. Percent Error: $MRAE = 6.25$
- معامل Theil: $U = 0.02$
- معامل Theil U2: $U2 = 1.99$
- المتوسط المطلق للخطأ النسبي المتناظر (التقاربي) Mean Abs. Percent Error: $SMRAE = 6.10$

- كل هذه المؤشرات تستعمل في دقة التنبؤ والمفاضلة بين النماذج المرشحة لاجل عملية التنبؤ، ونحن قد توفر لنا نموذج وحيد $ARIMA(2.1.1)$ وللحكم على دقة تنبئه، فاننا نستعين بمعامل معامل Theil: حيث وجدناه: $U = 0.02$ وهو يكاد ينعدم، مما يعني ان التنبؤ جيد باستعمال هذا النموذج.
- عند حساب التبؤ فانه توفر لنا ملف في واجهة العمل تحت اسم سلسلة المتغير المتنبؤ به X1f وهو يحتوي على القيم التنبؤية للاربع الفترات المقبلة، حيث نقوم بفتحه فنتحصل على الآتي:

221	740.0984
222	743.4213
223	746.7442
224	750.0671

6. نماذج اشعة الانحدار الذاتي

Vector Autoregressive (VAR)

لقد تم استخدام نماذج المعادلات المتزامنة (الآنية) متعددة المتغيرات على نطاق واسع لتحليل الاقتصاد الكلي، غير ان في منتصف السبعينيات ومع أول صدمة نفطية اكدت نهاية ازدهار الثلاثينات لهذا النطاق الواسع من النمذجة وهذا بسبب ضعف النمذجة الاقتصادية القياسية الكلاسيكية مع العديد من المعادلات الهيكلية، وكان هناك العديد من الانتقادات والفشل في مواجهة بيئة اقتصادية مضطربة للغاية، حيث كانت التنبؤات باستخدام هذه النماذج ضعيفة للغاية والانتقادات الرئيسية الموجهة ضد هذه النماذج الهيكلية ارتبطت بتزامن العلاقات ومفهوم المتغير الخارجي.

نتيجة لهذا، فقد جاءت نماذج الانحدار الذاتي VAR كبدائل للنمذجة الاقتصادية القياسية الكلاسيكية التي اقترحها (Sims, 1980)، والتي تعمل على نمذجة متعددة المتغيرات تكون قيودها الوحيدة هي اختيار المتغيرات المحددة وعدد التأخيرات المتكاملة. هذا العمل كان يعتبر نقطة البداية لنقده لنماذج الاقتصاد الكلي، وخاصة تلك التي كانت مصدر إلهام لكينز. بالنسبة إلى Sims، فان نماذج الاقتصاد الكلي الكينزية تعاني من العديد من أوجه القصور (Gossé & Guillaumin. 2013. p. 307).

I. نماذج الانحدار الذاتي المتعدد Multivariate Autoregressive Models

سنعرض في هذا الجزء عددا معينا من المفاهيم من أجل فهم ديناميكية الارتباط بين السلاسل الزمنية المختلفة (مفاهيم التحليل الهيكلي، السببية، التكامل المشترك ....). سنرى أيضا فئة من النماذج، وتعميم نماذج $AR(p)$ أحادية المتغير في إطار متعدد المتغيرات: نماذج اشعة الانحدار الذاتي Vector Autoregressive: *VAR*.

1. الصيغة الصياغة العامة لنموذج VAR (VARMA)

قبل الشروع في منهجية Box - Jenkins لابد من التعرف أولا على نماذج *ARMA*، تفترض هذه النماذج الرياضية أن y_{t-1} لها

يكتب نموذج *VAR* لـ: k متغير و p تباطؤ $VAR(p)$ في شكل مصفوفي (Charpentier, 2006, pp. 14-16):

$$Y_t=\phi_0+\phi_1 Y_{t-1}+\phi_2 Y_{t-2}+........+\phi_p Y_{t-p}+\varepsilon_t$$

$$Y_t=\begin{Bmatrix} Y_t^1\\ Y_t^2\\ .\\ .\\ Y_t^k\end{Bmatrix},\Phi_i=\begin{Bmatrix}\phi_{1i}^1 & \phi_{1i}^1 & .... & \phi_{1i}^k\\ \phi_{2i}^1 & \phi_{2i}^1 & .... & \phi_{2i}^k\\ . & & & \\ . & & & \\ \phi_{ki}^1 & \phi_{ki}^1 & .... & \phi_{ki}^k\end{Bmatrix},\Phi_0=\begin{Bmatrix}\phi_1^0\\ \phi_2^0\\ .\\ .\\ \phi_k^0\end{Bmatrix},\varepsilon_t=\begin{Bmatrix}\varepsilon_t^1\\ \varepsilon_t^2\\ .\\ .\\ \varepsilon_t^k\end{Bmatrix}$$

مصفوفة التباين- التباين المشترك للأخطاء $\Sigma=E\left(\varepsilon_t',\varepsilon_t\right)$ هنا غير معروفة، يمكن كتابتها على الشكل:

$$(1\text{-}\Phi_1\text{L-}\Phi_2\text{L}^2........\text{-}\Phi_p\text{L}^p)\text{Y}_t=\Phi_0+\varepsilon_t$$

$$\Phi(L)\text{Y}_t=\Phi_0+\varepsilon_t$$

حيث Φ هي مصفوفة كثير الحدود ذات البعد $(k\times k)$ للمتغيرات $\text{Y}_t^1.......\text{Y}_t^k$ التي تعتبر كسلاسل زمنية مستقرة و $\varepsilon_t^1.......\varepsilon_t^k$ ذات ضجة بيضاء ولها تباينات ثابتة $\sigma_\varepsilon^{k^2}.......\sigma_\varepsilon^{1^2}$.

السيرورة Y_t مستقرة (أو حتى في الفرق الثاني) إذا تحققت الفرضيات التالية:

$$(i)\quad E\left(\text{Y}_t\right)=\mu\quad,\forall t$$

$$(ii)\quad V\left(\text{Y}_t\right)\langle\infty$$

$$(iii)\quad COV\left(\text{Y}_t,\text{Y}_{t+k}\right)=E\left[\left(\text{Y}_t-\mu\right)\left(\text{Y}_{t+k}-\mu\right)\right]=\Gamma_k\quad,\forall t$$

حيث ان التوقع والتباين المشترك مستقلان عبر الزمن والتباين هو لانهائي وثابت.

نشير الى ان السيرورة $VAR(p)$ تكون مستقرة إذا كان كثير الحدود المعرف انطلاقا من محدد المصفوفة:

$\left|I-\Phi_1L-\Phi_2L^2-.......-\Phi_pL^p\right|=0$ له جذور تقع خارج دائرة الوحدة (Hamilton, 1994, p. 259).

كما تعتبر نماذج $ARMAX$ بأنها تعميم لسيرورات $VAR(p)$، تماما مثل سيرورات $ARMA(p,q)$ التي هي تعميم لسيرورات $AR(p)$ (Charpentier, 2006, pp. 16-17):

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} ..... + \Phi_p Y_{t-p} + \Theta_1 \varepsilon_{t-1} + \Theta_2 \varepsilon_{t-2} + ... + \Theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

حيث ان: Φ_0, Θ هما مصفوفتان ذات البعد $(k \times k)$ للمتغيرات. ومن الممكن ان تتصف السيرورة VMA (تم الحصول عليها عندما $p=0$): بالمتوسطات المتحركة المتعددة المتغيرات. وهو نموذج $ARMA(p,q)$ متعدد المتغيرات او $VARMA(p,q)$ الذي يصطلح تسميته أيضا بـ: $ARMAX(p,q)$.

- تكون السيرورات VAR قابلة للقلب دائما، ومستقرة، إذا كانت جذور كثيرات الحدود المميزة لها تقع خارج دائرة الوحدة.
- تكون السيرورات VMA قابلة للقلب دائما، ومستقرة، إذا كانت جذور كثيرات الحدود المميزة لها تقع خارج الوحدة.
- تتوقف شروط القلب والاستقرارية لسيرورات $ARMA$ على أجزاء السيرورات VAR و VMA.

قد يتضمن نموذج VAR متغيرات مستقلة ويسمى بنموذج Structural Vector Autoregressive: $SVAR$ الذي يأخذ الشكل التالي (شيخي، 2011، ص ص. 271-272):

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} ..... + \Phi_p Y_{t-p} + B_1 X_{t-1} + B_2 X_{t-2} + ... + B_m X_{t-m} + \varepsilon_t$$

$Y_{1,t} .... Y_{k,t}$: متغيرات داخلية.

$X_{1,t} .... X_{r,t}$: متغيرات خارجية يمكن ان تحتوي على مركبات عشوائية وغير عشوائية. ويطلق عليه باسم النظام الخطي، كما يسمى بنموذج المعادلات الآنية الحركية (الديناميكية). باستعمال معامل التباطؤ L في النموذج، حيث يكون الشكل المختصر كمايلي:

$$\Phi(L) Y_t = B(L) X_t + \varepsilon_t$$

وبضرب الشكل المختصر بـ: $\Phi^{-1}(L)$:

$$Y_t = \Phi^{-1}(L) B(L) X_t + \Phi^{-1}(L) \varepsilon_t$$

حيث $\Phi(L)$ يسمى بالشكل النهائي للنظام ويكون هذا الشكل موجودا في حالة ما إذا كانت المصفوفة قابلة للقلب تحت الشرط التالي: $\det(\Phi(L)) \neq 0$

2. الخطوات المتبعة لتقدير نموذج VAR

- يمكن تقدير كل من المعادلات بواسطة طريقة المربعات الصغرى بشكل مستقل عن بعضها البعض (أو بطريقة المعقولية العظمى).
- لا يمكن تقدير معاملات نموذج *VAR* انطلاقا من سلاسل زمنية غير مستقرة، وهذا الا بعد دراسة خصائصها الزمنية. اما ان تكون مستقرة بعد اخذ الفروقات لها وهذا قبل تقدير المعلمات في حالة اتجاه عام عشوائي، أو من الممكن إضافة مركبة الاتجاه العام إلى صيغة نموذج *VAR* في حالة اتجاه عام محدد (ثابت). أيضا، يمكن إضافة متغيرات صورية إلى مواصفات *VAR* من أجل تصحيح التغيرات الموسمية أو الفترات الزمنية غير العادية.
- وقبل هذا، لابد من تحديد عدد التأخيرات في نموذج *VAR*، فإننا نستخدم معايير المعلومات Akaike و Schwarz ومعيار Hannan-Quin، حيث يمكن استخدام هذه المعايير لتحديد درجة التأخر p للنموذج. يرتكز إجراء اختيار فترة الابطاء على تقدير جميع معادلات النموذج *VAR* لأجل أي فترة او درجة من 0 إلى p (p هو الحد الأقصى للتأخير المسموح به من قبل النظرية الاقتصادية أو البيانات المتاحة). يتم حساب الدالتين: $AIC(p), SC(p)$ (Bourbonnais, 2015, pp. 279-280) والدالة $HQ(p)$ على النحو التالي:

$$AIC(p)=Ln\left[\det\left|\Sigma_{\hat{\varepsilon}}\right|\right]+\frac{2k^2p}{T}$$

$$SC(p)=Ln\left[\det\left|\Sigma_{\hat{\varepsilon}}\right|\right]+\frac{k^2\text{Ln}(T)}{T}$$

$$HQ(p)=Ln\left[\det\left|\Sigma_{\hat{\varepsilon}}\right|\right]+\frac{2\log\log T}{T}k^2p$$

k: عدد المتغيرات في النظام.

T: عدد المشاهدات.

p : عدد فترات الابطاء.

$\Sigma_{\hat{\varepsilon}}$: مصفوفة التباين- التباين المشترك لبواقي التقدير لهذا النموذج.

يختار التباطؤ الأمثل وذلك عن طريق تدنية المعايير الثلاثة: $HQ(p), AIC(p), SC(p)$ ويمكن أيضا استخدام نسبة المعقولية انطلاقا من تباين البواقي إذا كان: $\Sigma_{\hat{\varepsilon}}^1$ تباين بواقي النموذج المقيد و $\Sigma_{\hat{\varepsilon}}^0$ تباين النموذج الأول (غير المقيد)، فان إحصائية نسبة المعقولية هي (شيخي، 2011، ص ص. 272-273):

$$T\left(Ln\left[\det\Sigma_{\hat{\varepsilon}}^1\right]-Ln\left[\det\Sigma_{\hat{\varepsilon}}^0\right]\right)\curvearrowright\chi_{p=c}^2$$

تتبع توزيع χ^2 بدرجة حرية تساوي عدد القيود.

- بعد تحديد درجة التأخير المثلى p وتقدير معاملات النموذج، فانه يمكننا من القيام بعملية التنبؤ في الفترة T لأجل أفق فترة التنبؤ، ولفهم هذه المنهجية نأخذ على سبيل المثال النموذج $VAR(1)$ على النحو التالي (Bourbonnais, 2015, p. 280):

$$\hat{Y}_T(1)=\hat{\Phi}_0+\hat{\Phi}_1 Y_T$$

- من اجل الفترة 2، يكون التنبؤ المحسوب كمايلي:

$$\hat{Y}_T(2)=\hat{\Phi}_0+\hat{\Phi}_1\hat{Y}_T(1)=\hat{\Phi}_0+\hat{\Phi}_1\hat{\Phi}_0+\hat{\Phi}_1^2 Y_T$$

- من اجل الفترة 3، يكون التنبؤ المحسوب كمايلي:

$$\hat{Y}_T(3)=\hat{\Phi}_0+\hat{\Phi}_1\hat{Y}_T(2)=\left(I+\hat{\Phi}_1+\hat{\Phi}_1^2\right)\hat{\Phi}_0+\hat{\Phi}_1^3 Y_T$$

- بصفة عامة لأجل الأفق h، يكون التنبؤ المحسوب كمايلي:

$$\hat{Y}_T(h)=\left(I+\hat{\Phi}_1+\hat{\Phi}_1^2+......+\hat{\Phi}_1^{h-1}\right)\hat{\Phi}_0+\hat{\Phi}_1^h Y_T$$

عندما يؤول h إلى ما لا نهاية $(h\to\infty)$، نجد أن التنبؤ يؤول إلى قيمة ثابتة (حالة مستقرة) لان: $\left(\hat{\Phi}_1^h\to 0\right)$، وتوقع مصفوفة خطأ التنبؤ يكون معدوم وتباينه معطى بالعلاقة التالية:

$$\sum\nolimits_{\varepsilon}(\mathrm{h})=M_0\sum\nolimits_{\varepsilon}M_0'+M_0\sum\nolimits_{\varepsilon}M_0'+....+M_{h-1}\sum\nolimits_{\varepsilon}M_{h-1}'$$

حيث M_i محسوبة بصيغة التراجع:

$$M_i=\sum_{j=1}^{\min(p,i)}\hat{A}_j M_{i-j}\quad ,\ i=1,2,.....\quad ,M_0=I$$

وبالتالي يكون لدينا:

$$\begin{aligned}
&M_1=\hat{\Phi}_1\\
&M_2=\hat{\Phi}_1 M_1+\hat{\Phi}_2 M_0=\hat{\Phi}_1^2+\hat{\Phi}_2\\
&M_3=\hat{\Phi}_1 M_2+\hat{\Phi}_2 M_1+\hat{\Phi}_3 M_0=\hat{\Phi}_1^3+\hat{\Phi}_1\hat{\Phi}_2+\hat{\Phi}_2\hat{\Phi}_1+\hat{\Phi}_3\\
&.......M_{h-1}
\end{aligned}$$

تباين خطأ التنبؤ $\left(\hat{\sigma}_T^2(h)\right)$ لكل قيمة لتنبؤات k متغيرة، يمكن قراءته من القطر الاول للمصفوفة: $\sum_{\varepsilon}(h)$، وبالتالي مجال التنبؤ عند المستوى $(1-\alpha/2)$ يعطى بالعلاقة التالية:

$$\hat{Y}_T(h)\pm \mathrm{t}^{\alpha/2}.\hat{\sigma}_T^2(h)$$

$$\hat{Y}_{T+h}\in\left[\hat{Y}(h)-\mathrm{t}^{\alpha/2}V(\varepsilon_{T+h}),\hat{Y}(h)+\mathrm{t}^{\alpha/2}V(\varepsilon_{T+h})\right]$$

حيث: $\mathrm{t}^{\alpha/2}$ هي القيمة الحرجة للتوزيع الطبيعي.

- نأتي الى تحليل الصدمات ودوال الاستجابة Impulse Analysis وهو جوهر تحليل نماذج VAR، حيث ان نموذج VAR ينمذج بشكل أساسي العلاقات الديناميكية بين مجموعة من المتغيرات المختارة لوصف ظاهرة اقتصادية معينة. الفكرة العامة لتحليل الصدمات ودوال الاستجابة هي انها تسمح لنا بدراسة تأثير صدمة متعلقة بتطور أحد المتغيرات على باقي المتغيرات الاخرى للنظام.

$$\begin{pmatrix} Y_{1t} \\ Y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\phi}_1^0 \\ \hat{\phi}_2^0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{\phi}_{11}^0 & \hat{\phi}_{11}^2 \\ \hat{\phi}_{21}^1 & \hat{\phi}_{21}^1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1t-1} \\ Y_{2t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{\varepsilon}_{1t} \\ \hat{\varepsilon}_{2t} \end{pmatrix}$$

التغير في $\hat{\varepsilon}_{1t}$ خلال فترة زمنية معينة يكون له نتيجة على Y_{1t} و Y_{1t+1} ثم على Y_{1t+2}، فاذا حدثت صدمة في اللحظة t على $\hat{\varepsilon}_{1t}$ تساوي 1 فان إثرها يكون كالاتي:

- في الفترة t: $$\begin{pmatrix} \Delta Y_{1t} \\ \Delta Y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$
- في الفترة $t+1$: $$\begin{pmatrix} \Delta Y_{1t+1} \\ \Delta Y_{2t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\phi}_{11}^0 & \hat{\phi}_{11}^2 \\ \hat{\phi}_{21}^1 & \hat{\phi}_{21}^1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$
- في الفترة $t+2$: $$\begin{pmatrix} \Delta Y_{1t+2} \\ \Delta Y_{2t+2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\phi}_{11}^0 & \hat{\phi}_{11}^2 \\ \hat{\phi}_{21}^1 & \hat{\phi}_{21}^1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1t+1} \\ Y_{2t+1} \end{pmatrix} \ldots\ldots$$

هذه القيم المحسوبة تعطي دالة استجابة وتتحقق بفرضية عدم وجود ارتباط بين الأخطاء، لكن هذه الفرضية نادرا ما تكون محققة. وفي حالة انه هناك ارتباط قوي بين صدمتين $\hat{\varepsilon}_{1t}$ و $\hat{\varepsilon}_{2t}$، فان صدمة ما على $\hat{\varepsilon}_{1t}$ تكون حتما ستكون متبوعة بصدمة على $\hat{\varepsilon}_{2t}$. ففي هذه الحالة، ان معامل الارتباط سيؤكد على الصلة المشتركة بين البواقي $\hat{\varepsilon}_{1t}$ و $\hat{\varepsilon}_{2t}$، ولكن لا يشير الى اتجاه السببية. يمكن تقديرها بالعلاقة التالية:

$$\rho_{\hat{\varepsilon}_1 \hat{\varepsilon}_2} = \frac{\operatorname{cov}(\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2)}{\sigma_{\hat{\varepsilon}_1} . \sigma_{\hat{\varepsilon}_2}}$$

لعلاج مشكل الارتباط بين الأخطاء العشوائية وبالتالي تأثير الصدمة على المتغير، فانه بشكل عام يتم بالبحث عن تمثيل الأخطاء العشوائية بصفة شاقولية Orthogonal (مستقلة فيما بينها). لنعتبر تقسيم Σ:

$$\Sigma = PP'$$

يتعلق الامر هنا بتقسيم Choleski، حيث: P تعبر عن مصفوفة مثلثية من الأعلى مع عناصره القطرية موجبة. يمكن كتابة الصيغة $VMA(\infty)$ على الشكل التالي:

$$Y_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} C_i P P^{-1} \varepsilon_{t-i} = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} M_i v_{t-i}$$

مع: $M_i = C_i P$, $v_t = P^{-1}\varepsilon_t$، ومن السهل التأكد من ان للأخطاء v_t مصفوفة تباين-تباين مشترك تساوي المصفوفة الأحادية. أعمدة M_i تمثل استجابة النظام بالنسبة لصدمة مستقلة وطبيعية على خطأ متغير ما بعد t فترة زمنية معينة. تم تعميم هذا النوع من التحليل بواسطة: (Sims , 1980), (Lubrano, 2007, pp. 10-11), (Sims, 1981).

كمثال على ذلك نأخذ النموذج التالي بمتغيرين:

$$\begin{aligned} Y_{1t} &= \phi_{11}^1 Y_{1t-1} + \phi_{11}^1 Y_{2t-1} + \varepsilon_{1t} \\ Y_{2t} &= \phi_{21}^1 Y_{1t-1} + \phi_{21}^2 Y_{2t-1} + \varepsilon_{2t} \end{aligned}$$

$$\begin{pmatrix} Y_{1t} \\ Y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{11}^1 & \phi_{11}^1 \\ \phi_{21}^1 & \phi_{21}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_{1t-1} \\ Y_{2t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix}$$

مع: $V(\varepsilon_{1t}) = \sigma_{\varepsilon_1}^2 \ , V(\varepsilon_{2t}) = \sigma_{\varepsilon_2}^2 \ , \text{cov} = (\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}) = k \neq 0$

بحساب $Y_{2t} - (k/\sigma_{\varepsilon_1}^2) Y_{1t}$ نحصل على:

$$Y_{2t} = \left(k/\sigma_{\varepsilon_1}^2\right) Y_{1t} + (\phi_{21}^1 - \phi_{11}^1 . k/\sigma_{\varepsilon_1}^2) Y_{1t-1} + (\phi_{21}^2 - \phi_{11}^2 . k/\sigma_{\varepsilon_1}^2) Y_{2t-1} + \varepsilon_{2t} - \left(k/\sigma_{\varepsilon_1}^2\right)\varepsilon_{1t}$$

نضع $\varepsilon_t = \varepsilon_{2t} - \left(k/\sigma_{\varepsilon_1}^2\right)\varepsilon_{1t}$ يكون لدينا:

$$\text{cov}(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_t) = E\left(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_t\right) = \text{cov}(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}) - k/\sigma_{\varepsilon_1}^2 E\left(\varepsilon_{1t}^2\right) = k - k = 0$$

لم تعد الأخطاء مترابطة (شاقولية). لذلك يمكن إجراء تحليل الصدمة على المعادلتين التاليتين اللتين تكون أخطائهما متعامدة (شاقولية).

$$\begin{aligned} Y_{1t} &= \phi_{11}^1 Y_{1t-1} + \phi_{11}^2 Y_{2t-1} + \varepsilon_{1t} \\ Y_{2t} &= \left(k/\sigma_{\varepsilon_1}^2\right) Y_{1t} + (\phi_{21}^1 - \phi_{11}^1 . k/\sigma_{\varepsilon_1}^2) Y_{1t-1} + (\phi_{21}^2 - \phi_{11}^2 . k/\sigma_{\varepsilon_1}^2) Y_{2t-1} + \varepsilon_{2t} - \left(k/\sigma_{\varepsilon_1}^2\right)\varepsilon_{1t} \end{aligned}$$

كما ان التعميم على نموذج *VAR* بمتغيرات k يتطلب استخدام إجراءات المصفوفة الشاقولية، وبالتالي يثبت أنه اجراء معقد. وتجدر الإشارة إلى أن النتائج تتأثر باختيار المعادلة المستخدمة كأساس للتحويل، حيث ان النتائج سوف تكون مختلفة إذا كان التحويل على Y_{1t} بدلا من Y_{2t}، وهذا هو السبب في أن اختيار ترتيب المتغيرات يعدل النتائج التي تم الحصول عليها. ولأجل هذا برامج الاقتصاد القياسي توفر إمكانية اختيار درجة المتغيرات وبالتالي تجعل من الممكن محاكاة كل السيناريوهات المختلفة (Bourbonnais, 2015, pp. 285-287).

- بعدها نقوم تحليل التباين Variance Decomposition والهدف من تحليل تباين خطأ التنبؤ هو حساب مدى مساهمته في تباين الخطأ لكل صدمة. يمكننا كتابة تباين خطأ التنبؤ في الأفق h (فترة زمنية معينة ما) كدالة لتغير الخطأ المنسوب إلى كل من المتغيرات ثم يكفي ربط كل من هذه التباينات (أي عن طريق عملية القسمة) بالتباين الكلي للحصول على وزنه النسبي.

عندما تصبح الصدمات طبيعية وشاقولية، يتم تحليل الاستجابة بواسطة استخدام النموذج الاتي (Lubrano, 2007, pp. 11-12):

$$Y_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} M_i v_{t-i}$$

خطأ التنبؤ في الأفق h يعطى بالصيغة الموالية: $Y_{t+h} - E(Y_{t+h}) = \sum_{i=0}^{h-1} M_i v_{t+h-i}$

نقوم بتحليل خطأ التنبؤ من اجل كل مركبة لـ: Y_t التي نرمز اليها بـ: $Y_{j,t}$، يكون لدينا:

$$Y_{j,t+h} - E(Y_{j,t+h}) = \sum_{i=0}^{h-1} (m_{j1,i} v_{1,t+h-i} + m_{j2,i} v_{2,t+h-i} + \dots\dots + m_{jm,i} v_{m,t+h-i})$$

حيث يعبر $m_{j1,i}$ عن العنصر $(j,1)$ الخاص بالمصفوفة M_i. يمكننا التعبير عن المجموع على اليسار بشكل مختلف عن طريق عكس المجموعتين الضمنيتين:

$$Y_{j,t+h} - E(Y_{j,t+h}) = \sum_{i=0}^{h-1} (m_{jk,1} v_{k,t+h} + \dots\dots + m_{jk,h-1} v_{k,t+1})$$

نظرا للأخطاء v انها غير مترابطة ولها تباين يساوي 1، فمن السهل حساب تباين خطأ التنبؤ:

$$E\left(Y_{j,t+h} - E(Y_{j,t+h})\right)^2 = \sum_{k=0}^{n} (m_{jk,1}^2 + \dots\dots + m_{jk,h-1}^2)$$

ثم نفسر المجموع بـ: $m_{jk,1}^2 + \dots\dots + m_{jk,h-1}^2 = \sum_{i=0}^{h-1} (e_j' M_i e_k)^2$

حيث: e_i هو العمود رقم i للمصفوفة الاحادية والتي تعبر عن مساهمة الصدمة للمتغير k لتغير خطأ التنبؤ في الأفق h للمتغير j. وحتى نتمكن من الحصول على هذه النسب (التحليل)، يمكننا ان نعبر عنها كمايلي:

$$\sum_{k=1}^{n} \sum_{i=0}^{h-1} m_{jk,i}^2 v$$

لنأخذ النموذج $VAR(1)$ الخاص بمتغيرين: Y_{1t}, Y_{2t}، يمكن كتابة تباين خطأ التنبؤ لـ Y_{1t+h} كمايلي (Bourbonnais, 2015, p. 288):

$$\sigma_{\varepsilon_1}^2(h)=\sigma_{Y_1}^2\left[m_{11}^2(0)+m_{11}^2(1)+.....+m_{11}^2(h-1)\right]+\sigma_{\varepsilon_2}^2\left[m_{22}^2(0)+m_{22}^2(1)+.....+m_{22}^2(h-1)\right]$$

حيث: m_{ii} هي عناصر المصفوفة M.

في الأفق h، يتم تحليل التباين بالنسبة المئوية للصدمات الخاصة بـ: Y_{1t} على Y_{2t}، حيث يعطى بالصيغة الآتية:

$$\frac{\sigma_{\varepsilon_1}^2\left[m_{11}^2(0)+m_{11}^2(1)+.....+m_{11}^2(h-1)\right]}{\sigma_{Y_1}^2(h)}$$

ويتم تحليل التباين بالنسبة المئوية للصدمات الخاصة بـ: Y_{2t} على Y_{1t}، حيث يعطى بالصيغة الآتية:

$$\frac{\sigma_{\varepsilon_2}^2\left[m_{22}^2(0)+m_{22}^2(1)+.....+m_{22}^2(h-1)\right]}{\sigma_{Y_1}^2(h)}$$

وتفسر النتائج كمايلي:

- إذا كانت الصدمة على ε_{1t} لا تؤثر على تباين الخطأ لـ: Y_{2t} مهما كان أفق التوقع h، فيمكن ان نعتبر ان Y_{2t} متغير خارجي لأن Y_{2t} تتطور بشكل مستقل عن ε_{1t}.
- على العكس من ذلك، إذا كانت الصدمة على ε_{1t} أثر كبير على تباين الخطأ لـ: Y_{2t}، فإن Y_{2t} يعتبر متغير داخلي.
- من الناحية العملية، لا يتم تمييز النتائج على أنها محددة ولكن تشير إلى مساهمة كل من المتغيرات في تباين الخطأ.

- تتمثل الخطوة المتبقية في دراسة السببية، فإذا كان نموذج *VAR* يشير إلى كيفية تأثير القيم الماضية لمجموعة من المتغيرات على حاضر هذه المتغيرات وكيف انتقال الصدمات على متغير ما إلى بقية النظام لأجل فهم أفضل للظواهر الاقتصادية، فانه عمليا ان المعرفة السببية ضرورية للصياغة الصحيحة للسياسة الاقتصادية. وفي الواقع، معرفة اتجاه السببية لا تقل أهمية عن تسليط الضوء على العلاقة بين المتغيرات الاقتصادية من اجل تحديد الظاهرة التابعة من المستقلة. وقدم (Granger, 1969)[1] فكرة عدم السببية على أساس الخصائص التنبؤية لنماذج *VAR*. الفكرة هي أن السبب لا يمكن أن يأتي بعد التأثير. إذا كان المتغير X يؤثر على المتغير Y، فسيكون X مفيدا

[1] هناك أيضا مفوم آخر لسببية: Sims 1980

(يحتوي على معلومات) لتحسين إمكانية التنبؤ لـ: Y . بشكل مطلق فانه بمفهوم Granger: X لا تسبب Y، إذا مهما يكن الأفق h هو موجب، أي (Charpentier, 2006, p. 11):

$$V\left(Y_{t+h}-E(Y_{t+h}\left|Y_1^t,X_1^t\right.)\right)=V\left(Y_{t+h}-E(Y_{t+h}\left|Y_1^t\right.)\right)$$

ليكن النموذج $VAR(p)$ هو النموذج الذي تكون فيه السلسلتين Y_{1t},Y_{2t} مستقرتين (Bourbonnais, 2015, pp. 292-293):

$$\begin{pmatrix}Y_{1t}\\Y_{2t}\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\phi_1^1\\\phi_2^0\end{pmatrix}+\begin{pmatrix}\phi_{11}^1&\phi_{11}^2\\\phi_{21}^1&\phi_{21}^2\end{pmatrix}\begin{pmatrix}Y_{1t-1}\\Y_{2t-1}\end{pmatrix}+\begin{pmatrix}\phi_{12}^1&\phi_{12}^2\\\phi_{22}^1&\phi_{22}^2\end{pmatrix}\begin{pmatrix}Y_{1t-2}\\Y_{2t-2}\end{pmatrix}+......\begin{pmatrix}\phi_{1p}^1&\phi_{1p}^2\\\phi_{2p}^1&\phi_{2p}^2\end{pmatrix}\begin{pmatrix}Y_{1t-p}\\Y_{2t-p}\end{pmatrix}+\begin{pmatrix}\varepsilon_{1t}\\\varepsilon_{2t}\end{pmatrix}$$

تعتبر سلسلة المتغيرات $(Y_{2t-1},Y_{2t-2},...,Y_{2t-p})$ كمتغيرات خارجية مقارنة بكتلة المتغيرات $(Y_{1t-1},Y_{1t-2},.....,Y_{1t-p})$ ما إذا كانت إضافة كتلة Y_{2t} لا تحسن معنويا تحديد (أي القدرة التفسيرية) متغيرات Y_{1t}، ويتكون هذا من إجراء اختبار تقييد على معاملات المتغيرات Y_{2t} لنموذج VAR الذي يسمى بنموذج VAR المقيد: (Restricted VAR: $RVAR$). يتم تحديد درجة التأخر p وفقا لمعيار AIC أو SC، وليكن:

Y_{2t} لا تسبب Y_{1t} إذا كانت الفرضية التالية مقبولة: $H_0:\phi_{11}^2=\phi_{12}^2=......=\phi_{1p}^2=0$

Y_{1t} لا تسبب Y_{2t} إذا كانت الفرضية التالية مقبولة: $H_0:\phi_{21}^1=\phi_{22}^1=......=\phi_{2p}^1=0$

إذا تم قبول الفرضيتين معا، فإننا نتحدث عن حلقة "Feedback Effect" ذات أثر رجعي. ولاختبارهما يمكن استخدام اختبار Fisher المتعلق بانعدام المعاملات، معادلة بمعادلة اخرى أو مباشرة عن طريق المقارنة بين نموذج VAR غير المقيد $(UVAR)$ ونموذج VAR المقيد $(RVAR)$.

نحسب نسبة المعقولية: $L^*=(T-c)\ \left(Ln\left|\Sigma_{RVAR}\right|-Ln\left|\Sigma_{UVAR}\right|\right)$ التي تتبع توزيع χ^2 بدرجة حرية: $2\times p$

- Σ_{RVAR} : مصفوفة التباين-التباين المشترك لبواقي النموذج المقيد.
- Σ_{UVAR} : مصفوفة التباين-التباين المشترك لبواقي النموذج غير المقيد.
- T : عدد المشاهدات.
- c : عدد المعلمات المقدرة في النموذج غير المقيد

إذا اكانت: $L^*\succ\chi^2_{2P}$ ، فإننا نرفض فرضية وجود القيد (أي رفض الفرضية H_0).

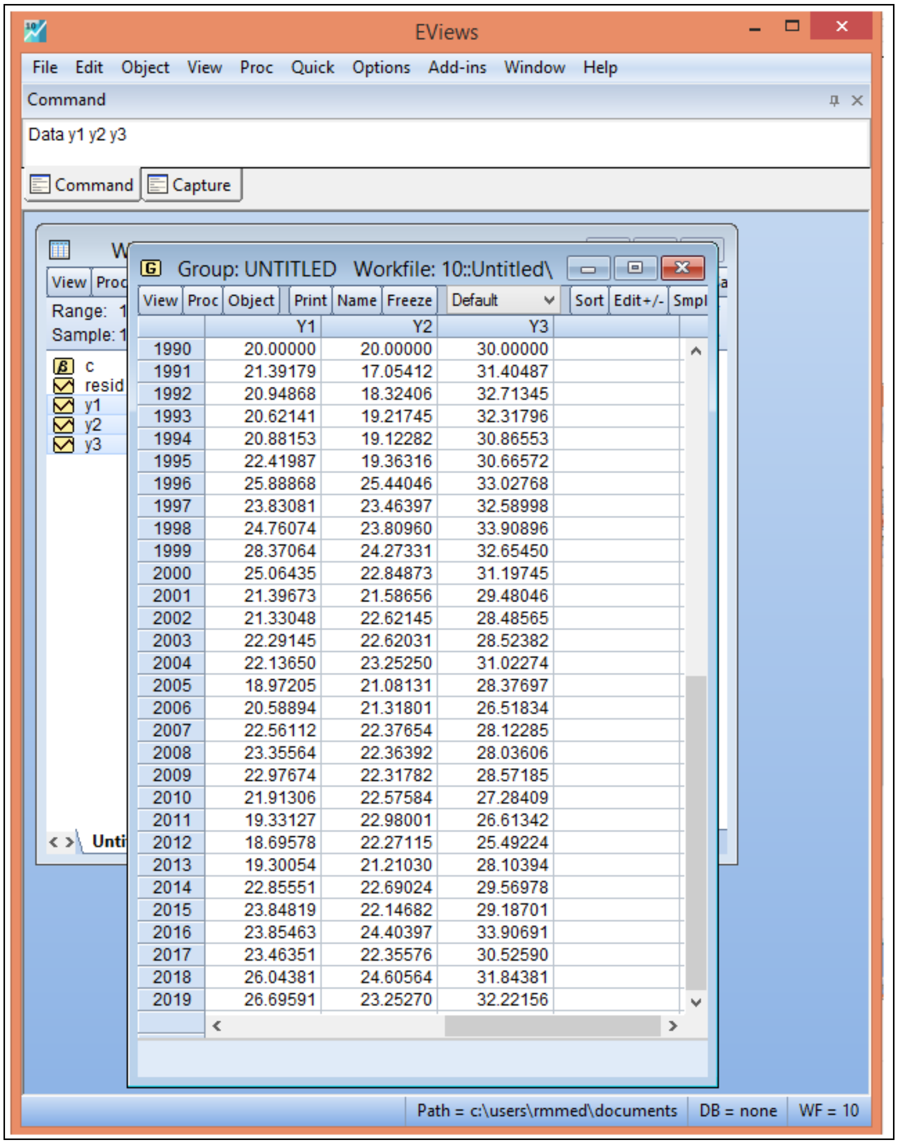
II. تطبيق حالة عملية لنماذج اشعة الانحدار الذاتي VAR على برنامج EViews

ليكن التطبيق العملي 10 والخاص بالمتغيرات: Y_1, Y_2, Y_3 للفترة الزمنية: 1990-2019 المبينة في الجدول اسفله، والمطلوب هو نمذجة قياسية لهذه المتغيرات باستخدام برنامج Eviews

t	Y1	Y2	Y3
1990	20	20	30
1991	21.39178974065889	17.0541198484407	31.40487492830859
1992	20.94868400050545	18.32405603083178	32.71344944464465
1993	20.62140866515017	19.21744566388749	32.31796100398866
1994	20.88153172635251	19.12282211466491	30.86552626572971
1995	22.41987397070087	19.363157674074	30.66572461175771
1996	25.88868024512611	25.44046078567953	33.02768027996091
1997	23.83081020004725	23.46396654666027	32.5899830837093
1998	24.76074119651785	23.80959532552503	33.90896076593915
1999	28.37063509315175	24.27330921211714	32.6545049247215
2000	25.06435162902084	22.84872839735521	31.19745401906528
2001	21.39672640325161	21.5865625361499	29.48045577902738
2002	21.33047608359216	22.62145320463531	28.48564502578363
2003	22.29144887654806	22.62030845507723	28.52381920798325
2004	22.1365019666933	23.25249618302701	31.0227422089239
2005	18.97204727304548	21.0813133786117	28.37696554005937
2006	20.58893701122298	21.31801369428153	26.51833606937031
2007	22.5611204586926	22.37654143688303	28.1228517800354
2008	23.35564124582749	22.36392068233502	28.03606172240834
2009	22.97673750838309	22.31781688062428	28.57184514706811
2010	21.91305876528232	22.57584337079828	27.28409336147636
2011	19.33126773600262	22.980013405679	26.61342222164484
2012	18.69577823194715	22.27114585777543	25.49224464185446
2013	19.30053911999498	21.21030033699823	28.10393797056169
2014	22.85551343795295	22.6902398085222	29.56977535148383
2015	23.84818622609599	22.14682451732492	29.18701258430416
2016	23.8546281932007	24.40397333287678	33.90691387530125
2017	23.46351016080899	22.35576257168555	30.52590151405914
2018	26.04381257263268	24.60564340104795	31.84381446214634
2019	26.69590745581175	23.25269873503744	32.22156171808577

الحل

▪ بعد تفريغ البيانات في EViews كما رأينا طريقة إدخالها سابقا، فاننا نقوم بدراسة استقرارية[1] هذه السلاسل الزمنية، كما وضحنا سابقا (راجع القسم الخامس الخاص بالتنبؤ بطريقة Box-Jenkins)



	Y1	Y2	Y3
1990	20.00000	20.00000	30.00000
1991	21.39179	17.05412	31.40487
1992	20.94868	18.32406	32.71345
1993	20.62141	19.21745	32.31796
1994	20.88153	19.12282	30.86553
1995	22.41987	19.36316	30.66572
1996	25.88868	25.44046	33.02768
1997	23.83081	23.46397	32.58998
1998	24.76074	23.80960	33.90896
1999	28.37064	24.27331	32.65450
2000	25.06435	22.84873	31.19745
2001	21.39673	21.58656	29.48046
2002	21.33048	22.62145	28.48565
2003	22.29145	22.62031	28.52382
2004	22.13650	23.25250	31.02274
2005	18.97205	21.08131	28.37697
2006	20.58894	21.31801	26.51834
2007	22.56112	22.37654	28.12285
2008	23.35564	22.36392	28.03606
2009	22.97674	22.31782	28.57185
2010	21.91306	22.57584	27.28409
2011	19.33127	22.98001	26.61342
2012	18.69578	22.27115	25.49224
2013	19.30054	21.21030	28.10394
2014	22.85551	22.69024	29.56978
2015	23.84819	22.14682	29.18701
2016	23.85463	24.40397	33.90691
2017	23.46351	22.35576	30.52590
2018	26.04381	24.60564	31.84381
2019	26.69591	23.25270	32.22156

ولاجل هذا سوف نطبق أحد الاختبارات وليكن مثلا اختبارا philips-perron حيث تحصلنا على النتائج التالية:

[1] قبل دراسة الاستقرارية، نذكر بضرورة بأنه هناك خطوات فنية واختبارات قبلية لابد من تنفيذها التي منها: انه إذا كانت قيم السلاسل الزمنية كبيرة وجب ادخال اللوغاريتم النيبري عليها لاجل تحويلها من قيم حدية مطلقة الى قيم نسبية لاجل التعبير عليها بشكل مرونات اثناء عملية التقدير، كما انه هناك اختبارات خطية السلسلة الزمنية من عدمها وحتى الاختبارات الهيكلية من اجل معرفة بأن هل هناك انكسار من عدمه الذي يؤخذ بعين الاعتبار في دراسة هذا النموذج.

Variables	Phillips-Perron's Unit Root Test Statistics		
	Intercept & trend	Intercept	Non
Y1	-2.212057 (0.4657)	-2.155833 (0.2257)	- -
D(Y1)	-4.995635 (0.0021)	- -	-5.002355 (0.0000) *. **.***
Y2	-3.032180 (0.1411)	-2.509735 (0.1236)	- -
D (Y2)	-8.266142 (0.0000)	- -	-8.180383 (0.0000) *. **.***
Y3	-2.035303 (0.5584)	- -	0.218661 (0.7426)
D(Y3)	-7.110252 (0.0000)	- -	-6.844909 (0.0000) *. **.***

Note: *, **, *** represents significant at 1%, 5% and 10%

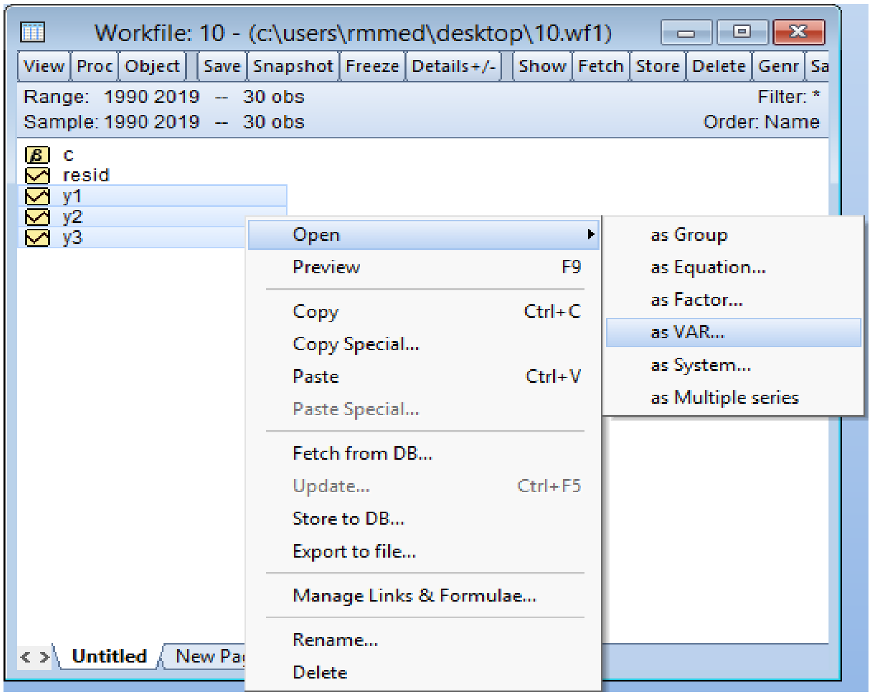
- لاحظ قد اعتمدنا نفس المنهجية في دراسة الاستقرارية (المثال 9) لسلسلة كل متغير وهذا حتى نستطيع الحكم على نوعية السلسلة الزمنية، هل هي سيرورة عشوائية DS او سلسلة تبرز خاصية تحديدية DT، لأننا سوف نحتاج الى هذا النوع عند دراسة التكامل المشترك وحتى نموذج تصحيح الخطأ ان وجد لهذه المتغيرات.
- القيم المحسوبة تمثل قيم Adj. t-Stat اما القيم التي هي مابين قوسين تمثل القيم الاحتمالية *.Prob مع ان سلاسل المتغيرات هذه استقرت عند اخذ التفاضلات الأولى لها[1]، علما انها كلها سيرورات عشوائية DS.

- الخطوة الموالية تتمثل في تحديد درجة الابطاء المناسبة، حيث ننقر أولا على سلسلة المتغير Y1 ونضغط بعد ذلك على الزر Ctrl وننقر على سلسلة المتغير Y2 لاضافتها الى خياراتنا ثم أيضا Y3[2]، ثم نضغط بيمين زر الماوس ونختار الامر: Open ⟶ as VAR او نتبع الامر الآخر:

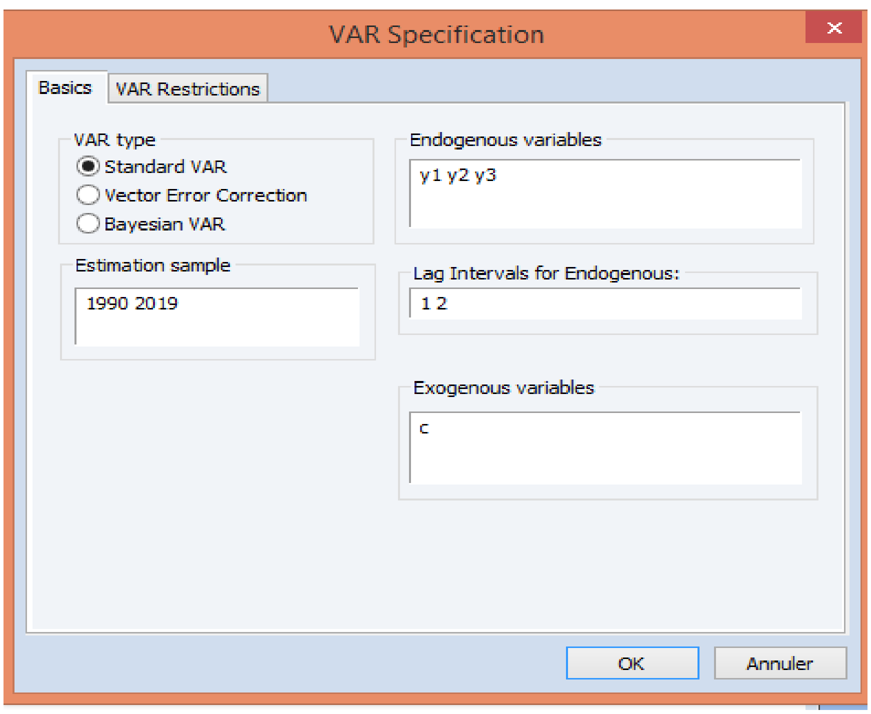
View ⟶ Open Selected ⟶ One Window ⟶Open VAR، حيث نتحصل على المربع الحواري ادناه:

[1] لاجراء تقدير نموذج VAR يشترط بان تكون سلاسل المتغيرات مستقرة من الدرجة الأولى او من الدرجة الأولى والثانية.

[2] يمكن العكس باختيار ار مثلا المتغير Y2 أولا ثم المتغير Y1 ثم المتغير Y3 او العكس لان هنا الترتيب غير مهم لانها تعتبر كلها متغيرات داخلية.



- ثم بعدها المربع الحواري ادناه:



- نحدد على الخيار: VAR type⟶Standard VAR⟶OK والباقي يترك على المخرجات ادناه:

Var: UNTITLED Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

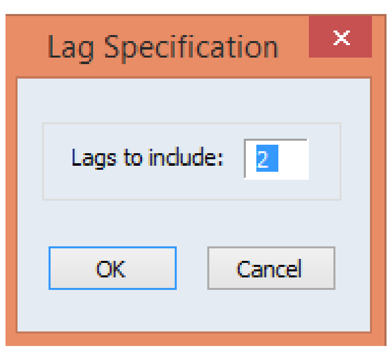
Vector Autoregression Estimates

Vector Autoregression Estimates
Date: 11/06/21 Time: 21:27
Sample (adjusted): 1992 2019
Included observations: 28 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

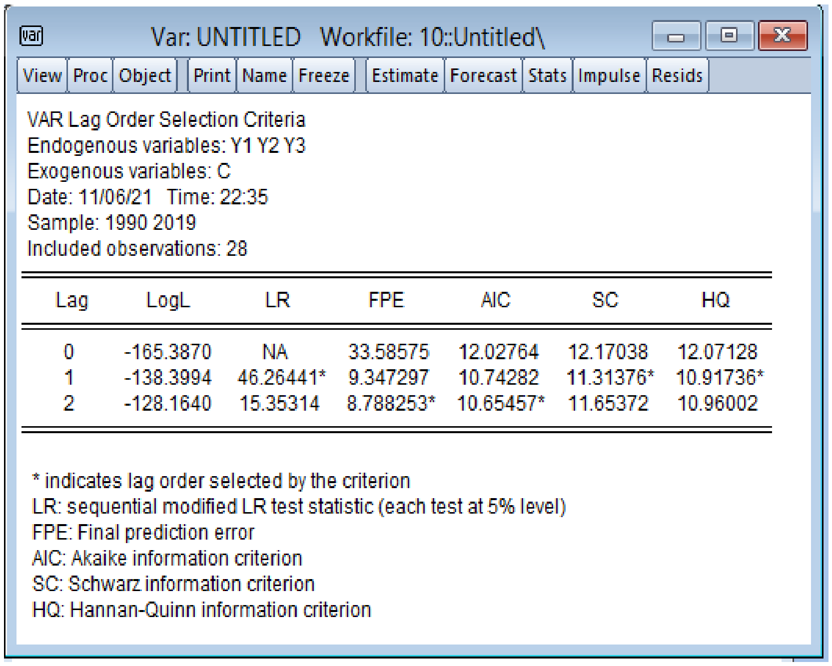
	Y1	Y2	Y3
Y1(-1)	0.763655	0.290315	0.546191
	(0.25209)	(0.21355)	(0.23370)
	[3.02926]	[1.35945]	[2.33718]
Y1(-2)	-0.824679	-0.150664	-0.506684
	(0.26393)	(0.22358)	(0.24467)
	[-3.12456]	[-0.67385]	[-2.07086]
Y2(-1)	-0.034890	0.327714	-0.484743
	(0.28794)	(0.24392)	(0.26693)
	[-0.12117]	[1.34352]	[-1.81600]
Y2(-2)	0.553528	0.187590	0.360086
	(0.28020)	(0.23736)	(0.25975)
	[1.97549]	[0.79031]	[1.38627]
Y3(-1)	0.239275	-0.237689	0.599149
	(0.24585)	(0.20827)	(0.22791)
	[0.97324]	[-1.14126]	[2.62885]
Y3(-2)	0.339234	0.138092	0.128634
	(0.24888)	(0.21083)	(0.23072)
	[1.36305]	[0.65499]	[0.55754]
C	-4.854097	10.77534	10.02623
	(7.17346)	(6.07681)	(6.64999)
	[-0.67667]	[1.77319]	[1.50771]
R-squared	0.622932	0.457560	0.662698
Adj. R-squared	0.515198	0.302577	0.566326
Sum sq. resids	59.22383	42.50004	50.89561
S.E. equation	1.679340	1.422607	1.556792
F-statistic	5.782141	2.952329	6.876450
Log likelihood	-50.21795	-45.57249	-48.09629
Akaike AIC	4.086997	3.755178	3.935449
Schwarz SC	4.420048	4.088229	4.268500
Mean dependent	22.65709	22.28194	30.06531
S.D. dependent	2.411884	1.703480	2.364006

Determinant resid covariance (dof adj.)	4.499586
Determinant resid covariance	1.898263
Log likelihood	-128.1640
Akaike information criterion	10.65457
Schwarz criterion	11.65372
Number of coefficients	21

- من خلال الامر: View⟶Lag Structure ⟶Lag length Criteria ، فنحصل على المربع الحواري ادناه:



- نضغط على OK فنتحصل على معايير الابطاء ادناه التي على أساسها نحدد مجال التأخر المناسب في الاعمال الموالية:



Var: UNTITLED Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

VAR Lag Order Selection Criteria
Endogenous variables: Y1 Y2 Y3
Exogenous variables: C
Date: 11/06/21 Time: 22:35
Sample: 1990 2019
Included observations: 28

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-165.3870	NA	33.58575	12.02764	12.17038	12.07128
1	-138.3994	46.26441*	9.347297	10.74282	11.31376*	10.91736*
2	-128.1640	15.35314	8.788253*	10.65457*	11.65372	10.96002

* indicates lag order selected by the criterion
LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)
FPE: Final prediction error
AIC: Akaike information criterion
SC: Schwarz information criterion
HQ: Hannan-Quinn information criterion

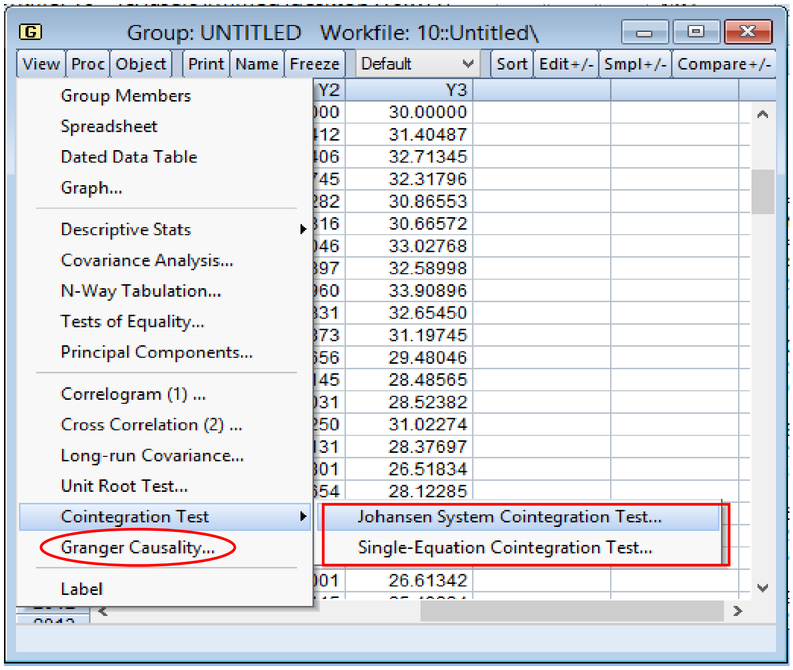
- لاحظ ان المعاير: LR , SC, HQ تحددت بفترة ابطاء 1، اما المعيارين: FPE , AIC تحددا بفترة ابطاء 2، وعليه فان مجال الابطاء المناسب هو [1 2].

- الخطوة المهمة والاساسية التي لم نتكلم عليها في هذا الفصل تتمثل في نقطة التكامل المشترك Cointegration بين المتغيرات. أي، هل نواصل على منهجية تقدير متجه الانحدار الذاتي VAR بين المتغيرات او نسلك مسار نموذج تصحيح الخطأ Error Correction Model[1]؟ للفصل في هذا، سوف نحدد على سلاسل المتغيرات Y1, Y2, Y3 معا ونتبع: Open ⟶ as Group⟶View⟶ Cointegration Test[2]، اين يظهر لنا خيارين، فالخيار الأول يتمثل في طريقة التكامل المشترك حسب اختبار Johanson اما الخيار الثاني يتمثل في طريقة Signle-Equation Cointergration Test[3] كما يظهر في الشكل ادناه:

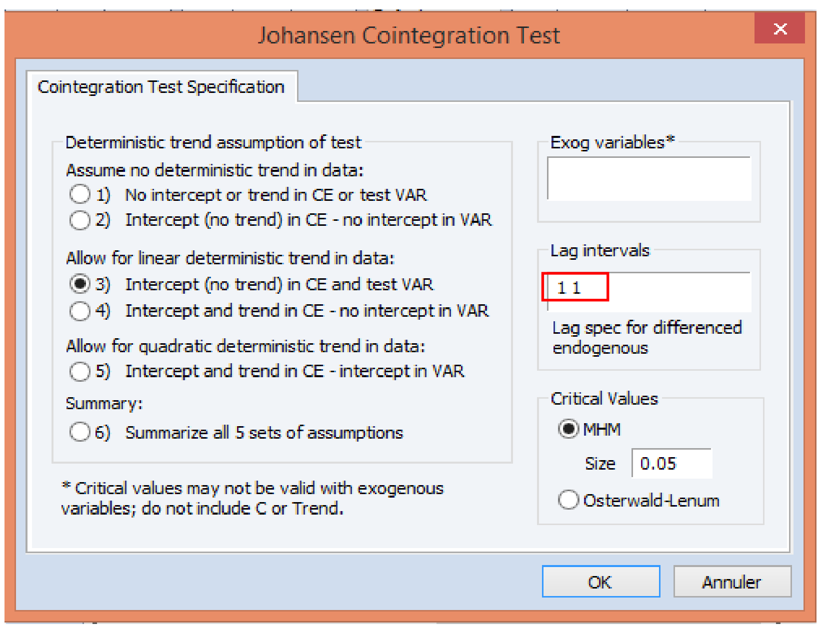
[1] سوف نتطرق الى هذا المفهوم في الفصل 7 الموالي.

[2] يمكن استعمال الامر الآخر: Series List⟶ Johansen Cointegration Test⟶Group Statistics ⟶ Quick وندخل المتغيرات ونضغط OK.

[3] الفرق بين الخيارين هو ان طريقة Johanson تقوم بدراسة التكامل المشترك بين كل المتغيرات مع بعض، اما الطريقة الثانية تكون بين متغيرين فقط، مثنى مثنى.



- نحدد على طريقة Johanson، فيظهر لنا المربع الحواري ادناه:



- نوضح هذه المخرجات:

- لاحظ مجال التباطؤ والمعطى بـ: [1 1]، سوف نعدله الى [1 2]، لان فترة الابطاء المناسبة قد وجدناها [1 2] على أساس معايير الابطاء السابقة: FPE , AIC, LR , SC, HQ
- يقترح Johansen: 05 مواصفات تتعلق بأشعة التكامل المشترك أو بما يسمى بالتحديد لسلاسل VAR.
  - **لا يوجد اتجاه عام خطي في البيانات (السلاسل كلها DS بدون مشتقة):**

1- عدم وجود الاتجاه الخطي في السلاسل والثابت في علاقات التكامل المشترك (الثابت في العلاقة طويلة الاجل ليس معنويا).

2- عدم وجود الاتجاه الخطي في السلاسل، ولكن يوجد الثابت في علاقات التكامل المشترك (الثابت في العلاقة طويلة الاجل ليس معنويا).

- **وجود اتجاه عام خطي في البيانات (سلسلة واحدة على الأقل هي من نوع DS بالمشتقة):**

3- وجود اتجاه عام خطي في السلاسل والثابت في علاقات التكامل المشترك.

4- وجود اتجاه عام خطي في السلاسل والثابت في علاقات التكامل المشترك (سلسلة واحدة على الأقل هي من نوع TS).

- **وجود اتجاه تربيعي في البيانات:**

5- وجود اتجاه تربيعي في السلاسل واتجاه خطي في علاقات التكامل.

يتم اختيار أحد هذه المواصفات حسب البيانات والشكل المحتمل للاتجاه العام (تحليل الخصائص العشوائية للسلاسل الزمنية أو من خلال الرسوم البيانية التي تساعدنا على التحديد). يلخص الجدول ادناه اختيار مواصفات نموذج تصحيح الخطأ المتعدد تبعا لأنواع السيرورات.

تمثيل نموذج تصحيح الخطأ

نوع السيرورة	الخاصية				
	1	2	3	4	5
كل السيرورات هي نوع DS بدون مشتقة	×	×			
سيرورة واحدة على الأقل هي نوع DS بالمشتقة			×		
سيرورة واحدة على الأقل هي نوع TS				×	
سيرورة واحدة على الأقل لها اتجاه تربيعي					×

المصدر: (Bourbonnais, 2015, p. 301)

- حسب نتائج الاستقرارية، فان سيرورات المتغيرات كلها سيرورات عشوائية DS، وبالتالي فان الخيار لـ 05 هذه المواصفات سوف يكون الاختيار الأول، أي عدم وجود الاتجاه الخطي في السلاسل والثابت في علاقات التكامل المشترك.
- نضغط على OK، فنتحصل على مخرجات التكامل المشترك ادناه:

Group: UNTITLED Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Sample | Sheet | Stats | Spec

Johansen Cointegration Test

Date: 11/06/21 Time: 22:32
Sample (adjusted): 1993 2019
Included observations: 27 after adjustments
Trend assumption: No deterministic trend
Series: Y1 Y2 Y3
Lags interval (in first differences): 1 to 2

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.393886	21.62573	24.27596	0.1041
At most 1	0.257399	8.107166	12.32090	0.2285
At most 2	0.002666	0.072074	4.129906	0.8257

Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.393886	13.51856	17.79730	0.1963
At most 1	0.257399	8.035092	11.22480	0.1722
At most 2	0.002666	0.072074	4.129906	0.8257

Max-eigenvalue test indicates no cointegration at the 0.05 level
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b'*S11*b=I):

Y1	Y2	Y3
0.027475	0.412548	-0.342110
1.271867	-0.700310	-0.435351
0.171986	0.151827	-0.210654

Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):

D(Y1)	-0.745261	-0.501476	-0.004533
D(Y2)	-0.668653	-0.073188	-0.049476
D(Y3)	0.059293	-0.445991	-0.054773

1 Cointegrating Equation(s): Log likelihood -126.0919

Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)

Y1	Y2	Y3
1.000000	15.01522	-12.45153
	(4.96540)	(3.68148)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)

D(Y1)	-0.020476
	(0.00833)
D(Y2)	-0.018371
	(0.00784)
D(Y3)	0.001629
	(0.00848)

2 Cointegrating Equation(s): Log likelihood -122.0744

Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)

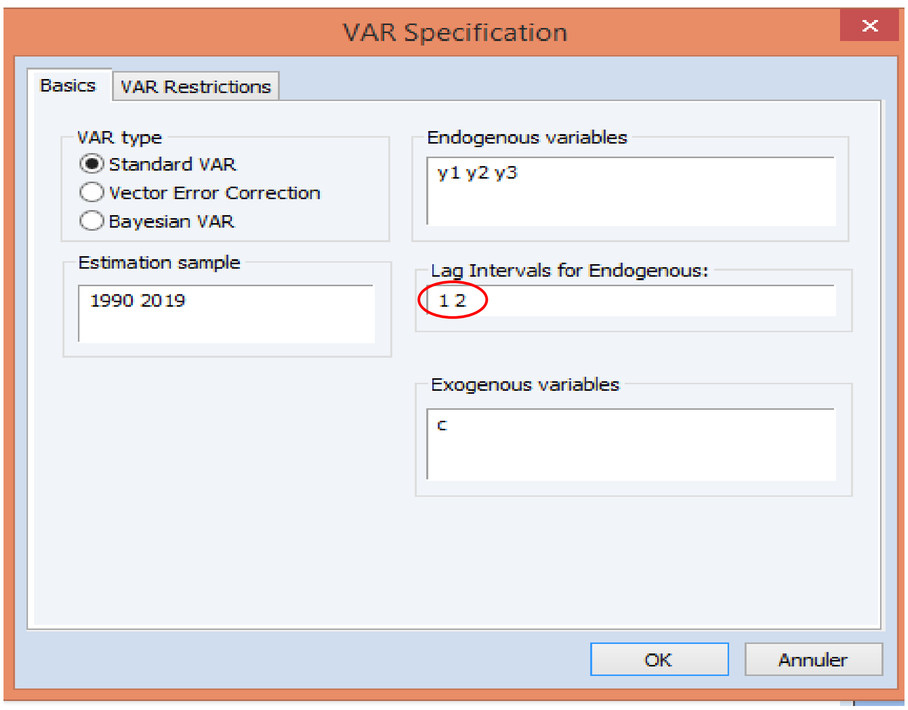
Y1	Y2	Y3
1.000000	0.000000	-0.770637
		(0.01581)
0.000000	1.000000	-0.777937
		(0.02236)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)

D(Y1)	-0.658288	0.043733
	(0.35846)	(0.22902)
D(Y2)	-0.111457	-0.224597
	(0.36225)	(0.23144)
D(Y3)	-0.565612	0.336793
	(0.37140)	(0.23729)

- لاحظ انه لدينا اختبارين للتكامل المشترك حول وجود علاقة تكامل بين المتغيرات من عدمها والتي تعبر عن العلاقة التوازنية (تعبر عن سلوك المتشابه للمتغيرات والتي توافق النظرية الاقتصادية). فالاختبار الأول هو اختبار الأثر Trace Test، حيث نلاحظ غياب علاقة التكامل المشترك، لان قيم Trace Statistic اقل من القيم الحرجة Critical Value عند مستوى المعنوية 05% والتي يقابلها أيضا القيم الاحتمالية $0.8257 \geq 5\%, \quad 0.2285 \geq 5\%, \quad 0.1041 \geq 5\%$:**Prob.، ويؤكد هذا الحكم أيضا اختبار القيمة الذاتية العظمى Maximum Eigenvalue بنفس الكيفية.

- الان، بعد التأكد من عدم وجود علاقة التكامل المشترك، نأتي الى خطوة تقدير نموذج متجه الانحدار الذاتي لهذه المتغيرات، حيث بنفس الخطوات السابقة نحدد على المتغيرات الثلاث Y1, Y2, Y3 وبعدها الامر: Open ⟶ as VAR حيث نتحصل على المربع الحواري ادناه، وندخل مجال الابطاء الذي حددناه في الخطوة السابقة، حيث نضع العدد 1 ونترك مسافة ثم العدد 2، كما يظهر في الدائرة باللون الاحمر:



- نحدد على الخيار: VAR type⟶[1]Standard VAR⟶OK والباقي يترك على حاله، فنتحصل المخرجات ادناه:

[1] ويسمى كذلك بـ: متجه الانحدار الذاتي غير المقيد Unrestricted VAR، ففي النسخ السابقة من (EViews v 9.5, 9, 8.......) نجدها بهذه التسمية.

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

Vector Autoregression Estimates
Date: 11/06/21 Time: 22:25
Sample (adjusted): 1992 2019
Included observations: 28 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

	Y1	Y2	Y3
Y1(-1)	0.763655	0.290315	0.546191
	(0.25209)	(0.21355)	(0.23370)
	[3.02926]	[1.35945]	[2.33718]
Y1(-2)	-0.824679	-0.150664	-0.506684
	(0.26393)	(0.22358)	(0.24467)
	[-3.12456]	[-0.67385]	[-2.07086]
Y2(-1)	-0.034890	0.327714	-0.484743
	(0.28794)	(0.24392)	(0.26693)
	[-0.12117]	[1.34352]	[-1.81600]
Y2(-2)	0.553528	0.187590	0.360086
	(0.28020)	(0.23736)	(0.25975)
	[1.97549]	[0.79031]	[1.38627]
Y3(-1)	0.239275	-0.237689	0.599149
	(0.24585)	(0.20827)	(0.22791)
	[0.97324]	[-1.14126]	[2.62885]
Y3(-2)	0.339234	0.138092	0.128634
	(0.24888)	(0.21083)	(0.23072)
	[1.36305]	[0.65499]	[0.55754]
C	-4.854097	10.77534	10.02623
	(7.17346)	(6.07681)	(6.64999)
	[-0.67667]	[1.77319]	[1.50771]
R-squared	0.622932	0.457560	0.662698
Adj. R-squared	0.515198	0.302577	0.566326
Sum sq. resids	59.22383	42.50004	50.89561
S.E. equation	1.679340	1.422607	1.556792
F-statistic	5.782141	2.952329	6.876450
Log likelihood	-50.21795	-45.57249	-48.09629
Akaike AIC	4.086997	3.755178	3.935449
Schwarz SC	4.420048	4.088229	4.268500
Mean dependent	22.65709	22.28194	30.06531
S.D. dependent	2.411884	1.703480	2.364006

Determinant resid covariance (dof adj.)	4.499586
Determinant resid covariance	1.898263
Log likelihood	-128.1640
Akaike information criterion	10.65457
Schwarz criterion	11.65372
Number of coefficients	21

تمثل المعلمة المقدرة

تمثل الانحراف المعيار للمعلمة المقدرة

تمثل قيمة Student وعلى أساسها يمكن الحكم على معنوية المعلمة المقدرة

- لاحظ من خلال نتائج التقدير انه توفرت لدينا 03 معادلات مقدرة بحسب عدد المتغيرات، لانه كما أشرنا ان في نموذج VAR يعتبر كل متغير على انه متغير داخلي. مثلا المعادلة المقدرة الأولى هي:

Y1 = 0.763655*Y1(-1) - 0.824679*Y1(-2) - 0.034890*Y2(-1) + 0.553528471833*Y2(-2) + 0.239275*Y3(-1) + 0.339233602746*Y3(-2) - 4.854097

المعادلة المقدرة الثانية هي:

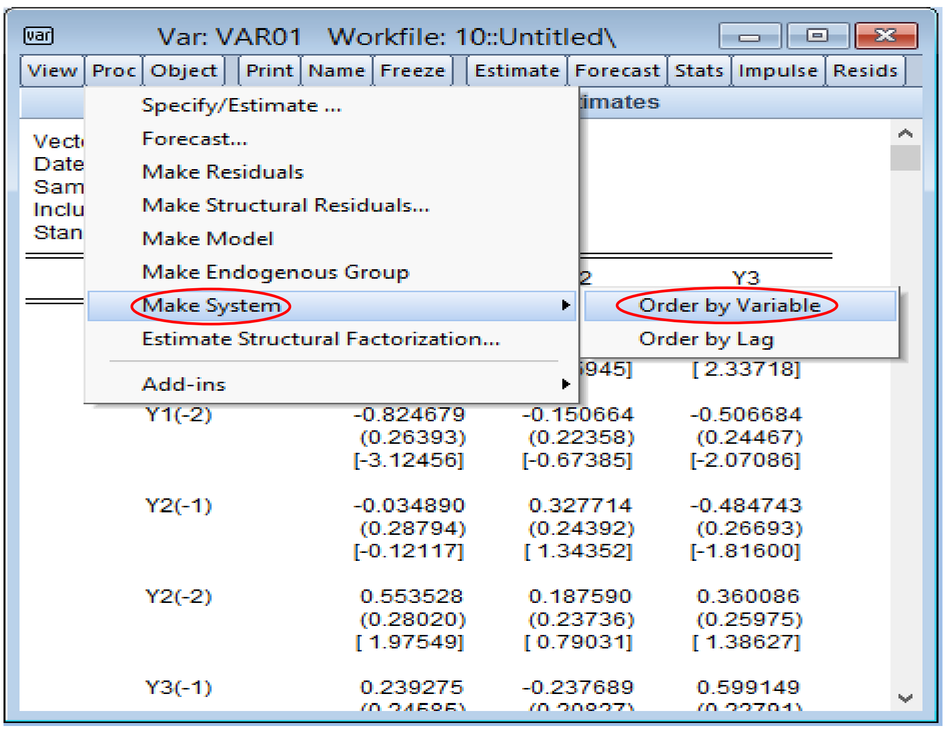
Y2 = 0.290315*Y1(-1) - 0.150664*Y1(-2) + 0.327714*Y2(-1) + 0.187590*Y2(-2) - 0.237689*Y3(-1) + 0.138092*Y3(-2) + 10.77534

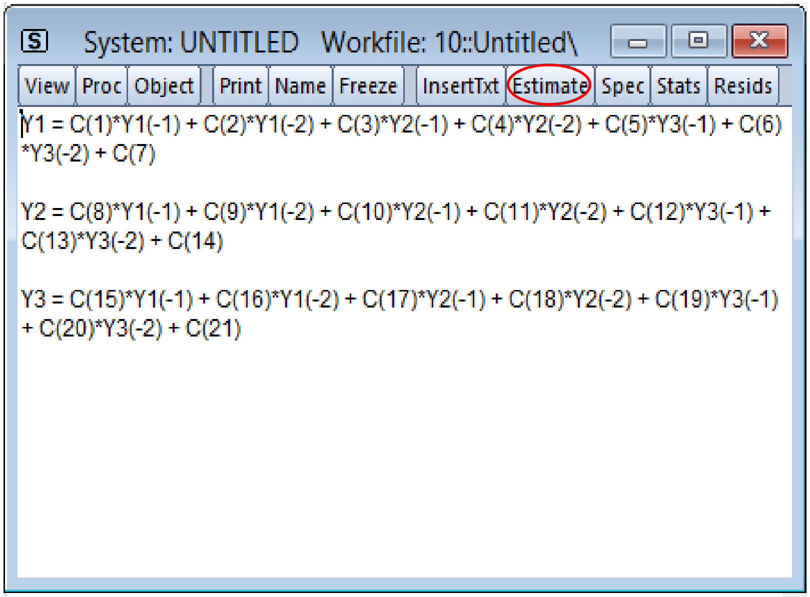
المعادلة المقدرة الثالثة هي:

Y3 = 0.546191*Y1(-1) - 0.506684*Y1(-2) - 0.484743*Y2(-1) + 0.360086*Y2(-2) + 0.599149*Y3(-1) + 0.128634*Y3(-2) + 10.02623

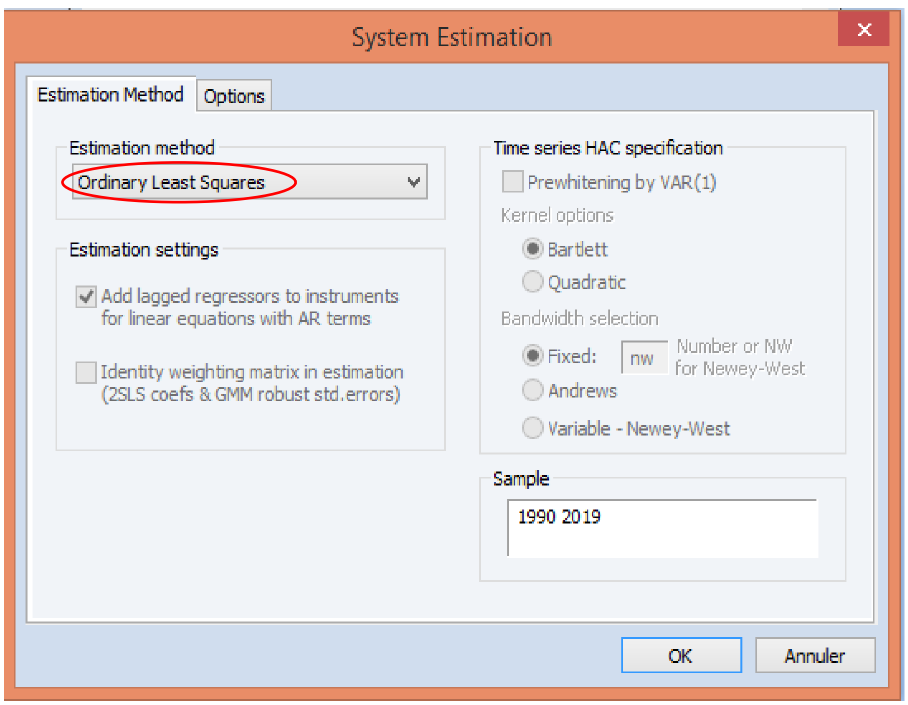
- كذلك نلاحظ من خلال النموذج المقدر، نجد بانه هنا لايوفر لنا القيم الاحتمالية كما رأينا مثلا في الانحدار الخطي بانه يوفرها، ولاجل الحصول عليها، فاننا نحول هذا النموذج الى شكل آخر عن طريق بما يسمى بـ System أي نظام المعادلات ولاجل هذا نتبع الامر الآتي انطلاقا من النموذج المقدر كما هو موضح ادناه:

Proc ⟶ Make System ⟶ Order by Varaible





- نضغط على Estimate فنتحصل على المربع الحواري التالي:



- لاحظ ان الطريقة المستعملة في التقدير هنا، هي طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية Ordinary Least Squares (ويمكننا ان نغيرها حسب المشاكل القياسية). نضغط على OK فنتحصل على النتائج التالية:

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | InsertTxt | Estimate | Spec | Stats | Resids

System: UNTITLED
Estimation Method: Least Squares
Date: 11/07/21 Time: 23:02
Sample: 1992 2019
Included observations: 28
Total system (balanced) observations 84

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.763655	0.252093	3.029262	0.0036
C(2)	-0.824679	0.263934	-3.124562	0.0027
C(3)	-0.034890	0.287941	-0.121171	0.9039
C(4)	0.553528	0.280199	1.975487	0.0526
C(5)	0.239275	0.245854	0.973243	0.3342
C(6)	0.339234	0.248879	1.363046	0.1777
C(7)	-4.854097	7.173463	-0.676674	0.5011
C(8)	0.290315	0.213554	1.359450	0.1789
C(9)	-0.150664	0.223585	-0.673854	0.5029
C(10)	0.327714	0.243922	1.343521	0.1839
C(11)	0.187590	0.237363	0.790312	0.4323
C(12)	-0.237689	0.208268	-1.141263	0.2581
C(13)	0.138092	0.210831	0.654988	0.5149
C(14)	10.77534	6.076805	1.773191	0.0810
C(15)	0.546191	0.233697	2.337182	0.0226
C(16)	-0.506684	0.244674	-2.070856	0.0425
C(17)	-0.484743	0.266929	-1.816002	0.0741
C(18)	0.360086	0.259751	1.386274	0.1706
C(19)	0.599149	0.227913	2.628853	0.0108
C(20)	0.128634	0.230717	0.557538	0.5791
C(21)	10.02623	6.649987	1.507707	0.1366

Determinant residual covariance 1.898263

Equation: Y1 = C(1)*Y1(-1) + C(2)*Y1(-2) + C(3)*Y2(-1) + C(4)*Y2(-2) + C(5)*Y3(-1) + C(6)*Y3(-2) + C(7)
Observations: 28

R-squared	0.622932	Mean dependent var	22.65709
Adjusted R-squared	0.515198	S.D. dependent var	2.411884
S.E. of regression	1.679340	Sum squared resid	59.22383
Durbin-Watson stat	1.947824		

Equation: Y2 = C(8)*Y1(-1) + C(9)*Y1(-2) + C(10)*Y2(-1) + C(11)*Y2(-2) + C(12)*Y3(-1) + C(13)*Y3(-2) + C(14)
Observations: 28

R-squared	0.457560	Mean dependent var	22.28194
Adjusted R-squared	0.302577	S.D. dependent var	1.703480
S.E. of regression	1.422607	Sum squared resid	42.50004
Durbin-Watson stat	2.215865		

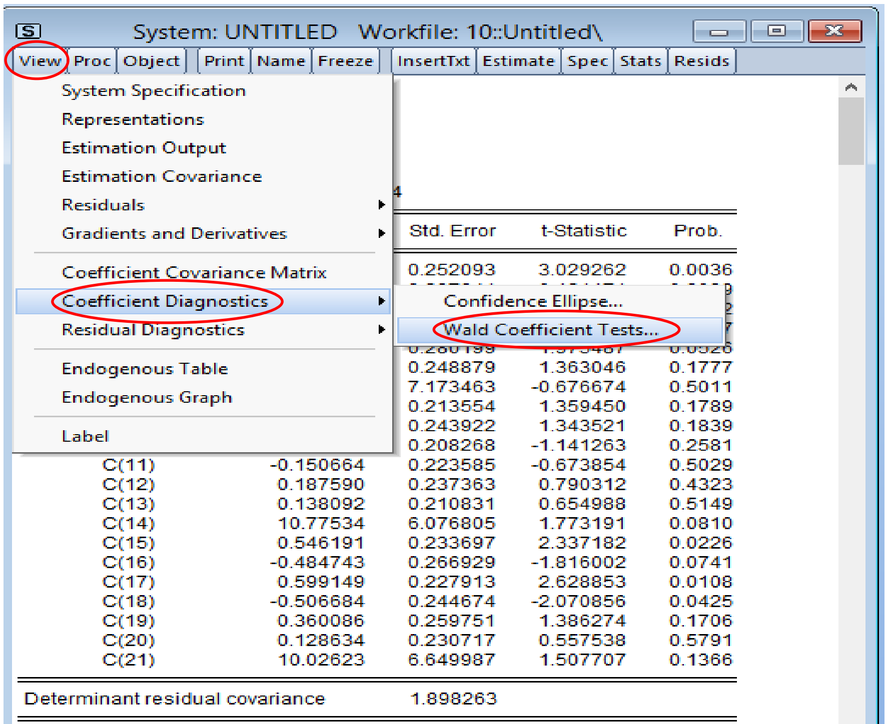
Equation: Y3 = C(15)*Y1(-1) + C(16)*Y1(-2) + C(17)*Y2(-1) + C(18)*Y2(-2) + C(19)*Y3(-1) + C(20)*Y3(-2) + C(21)
Observations: 28

R-squared	0.662698	Mean dependent var	30.06531
Adjusted R-squared	0.566326	S.D. dependent var	2.364007
S.E. of regression	1.556792	Sum squared resid	50.89561
Durbin-Watson stat	1.978685		

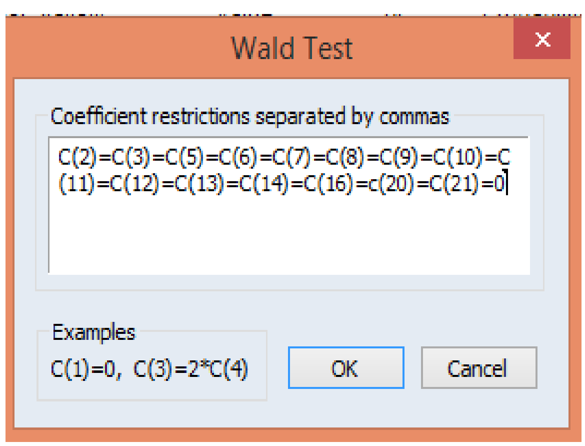
- لاحظ ان النموذج توفر على 03 معادلات مقدرة بواسطة طريقة OLS والتي تعبر عن عدد متغيرات الدراسة Y1, Y2, Y3 وكما ذكرنا سابقا، حيث كل متغير مستقل يعتبر بدوره متغير داخلي وهذه هي ميزة نموذج VAR. أيضا توفرت لدينا بعض نتائج التشخيص للحكم على قوة النموذج المقدر، مثل قيمة R^2، DW....

- لاحظ ان العديد من المعلمات المقدرة هي ليست معنوية: ,C(9), C(10), C(11), C(12), C(13), C(14) C(2), C(3), C(5), C(6), C(7), C(8), C(16), C(20), C(21)، لان قيمها الاحتمالية تتجاوز القيمة الحرجة (مجال المجازفة) 05% والتي أيضا تتوافق مع قيم Student بانها اقل من القيمة الجدولية 1.96 وكما شرحنها في امثلة سابقا. وعليه نبدأ في مرحلة قادمة بتشخيص المعاملات وهذا عن طريق اختبار Wald، حيث نتبع الامر انطلاقا من نافذة نتائج التقدير الأخيرة:

Wiew ⟶ Coefficient Diagnostics ⟶ Wald coefficient tests



- بعد تحديد هذا الخيار، يظهر لدينا المربع الحواري ادناه وهذا بعد ادخال المعاملات التي نريد تشخيصها، ويسمى هذا الاختبار باختبار انعدام المعاملات:



- نضغط على OK، فنتحصل على مخرجات اختبار انعدام المعاملات ادناه:

System: UNTITLED Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | InsertTxt | Estimate | Spec | Stats | Resids

Wald Test:
System: {%system}

Test Statistic	Value	df	Probability
Chi-square	6910.939	15	0.0000

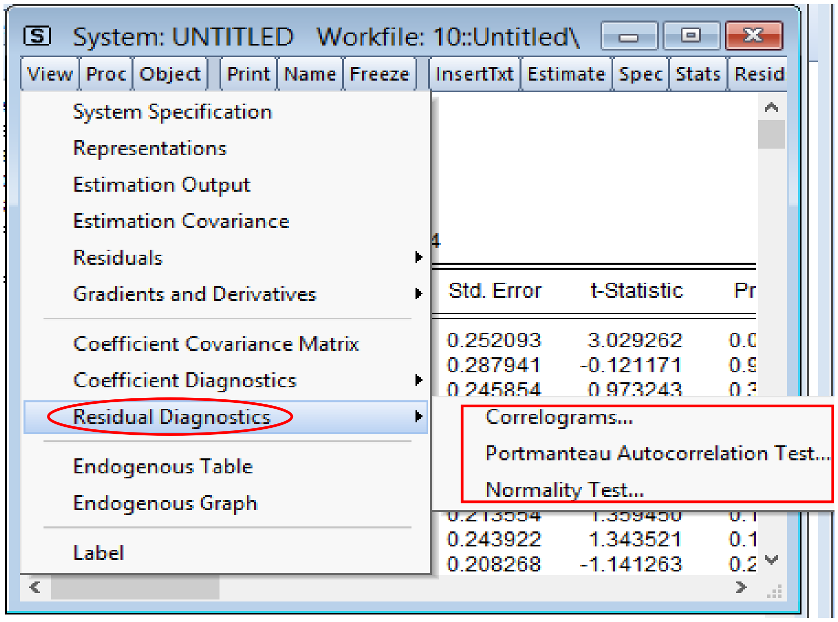
Null Hypothesis: C(2)=C(3)=C(5)=C(6)=C(7)=C(8)=C(9)=C(10)=C(11)=C(12)=C(13)=C(14)=C(16)=C(20)=C(21)=0
Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(2)	-0.824679	0.263934
C(3)	-0.034890	0.287941
C(5)	0.239275	0.245854
C(6)	0.339234	0.248879
C(7)	-4.854097	7.173463
C(8)	0.290315	0.213554
C(9)	-0.150664	0.223585
C(10)	0.327714	0.243922
C(11)	0.187590	0.237363
C(12)	-0.237689	0.208268
C(13)	0.138092	0.210831
C(14)	10.77534	6.076805
C(16)	-0.506684	0.244674
C(20)	0.128634	0.230717
C(21)	10.02623	6.649987

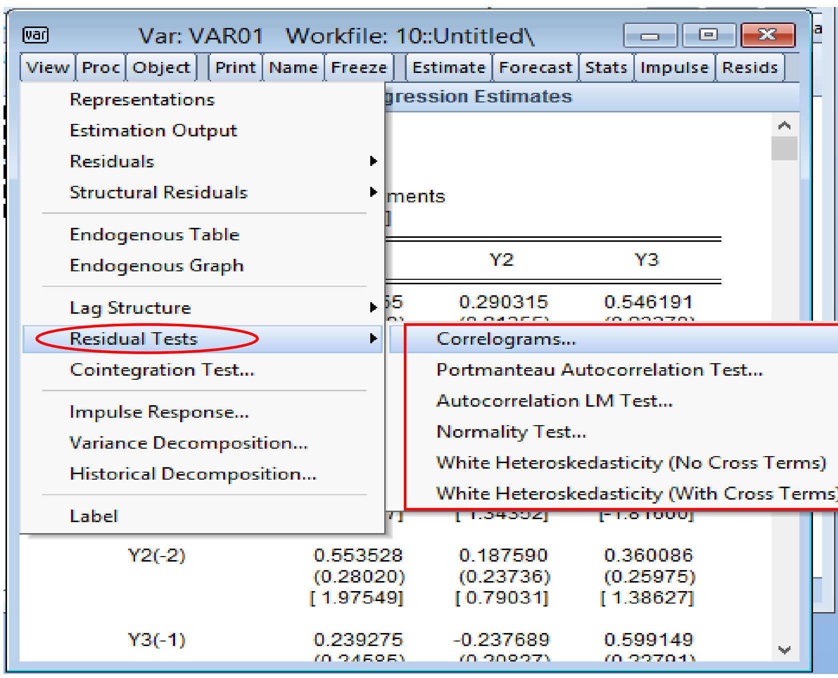
Restrictions are linear in coefficients.

- نلاحظ ان القيمة الاحتمالية لـ χ^2 هي Probability=0.0000 وهي اقل من القيمة الحرجة 05%، وبالتالي نرفض الفرضية الصفرية H_0 والتي تنص على انعدام المعاملات (أي انها غير معنوية) ونقبل الفرضية البديلة H_1 أي ان هذه المعاملات هي غير معدومة وبالتالي هي معنوية[1].
- بعد تشخيص المعالم، نأتي الى تشخيص البواقي والهدف هو اختبار فرضيات طريقة مربعات الصغرى التي تم تقديرها (اختبار الترابط الذاتي، التوزيع الطبيعي، ثبات تجانس الخطأ وغيرها...) غير ان هذه لا تتوفر كلها في هذا النموذج المقدر كما هو مبين اسفله، ومن الاحسن ان نعود الى النموذج الأول VAR المقدر.

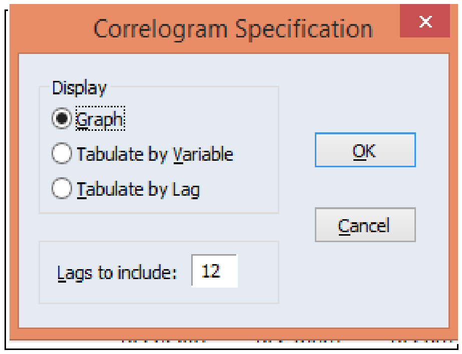
[1] فرضا انه لو تحققت الفرضية H_0، فاننا نقوم باختبار المعاملات على حدى والتي نجدها منعدمة نقوم بحذفها ونعيد تقدير النموذج من جديد في كل مرة حتى نحصل على معالم غير معدومة، أي لها معنوية احصائية.



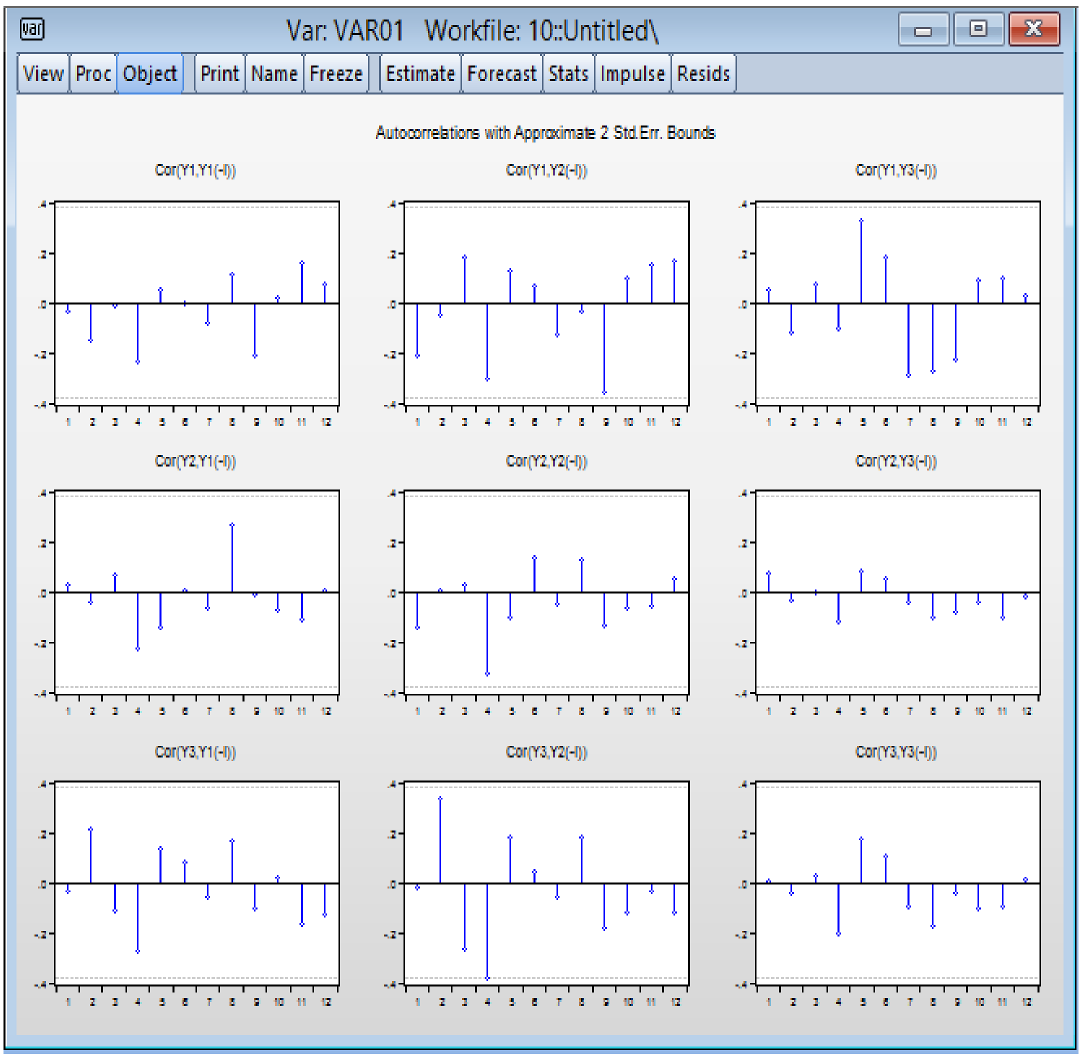
- بالعودة الى نموذج VAR الأول المقدر، نلاحظ ان هذه الاختبارات هي كلها متوفرة كما هي مبينة اسفله:



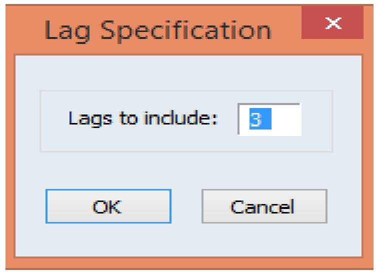
- نبدا باختبار الارتباط الذاتي للبواقي، فعن طريق اختيار مخطط الارتباط Correlograms، فان المخرجات اما ان تكون بيانيا Graph او حسابيا مجدولة حسب المتغيرات Tabulate by Variable او حسب درجة التأخير Tabulate by Lag، كما هو مبين ادناه:



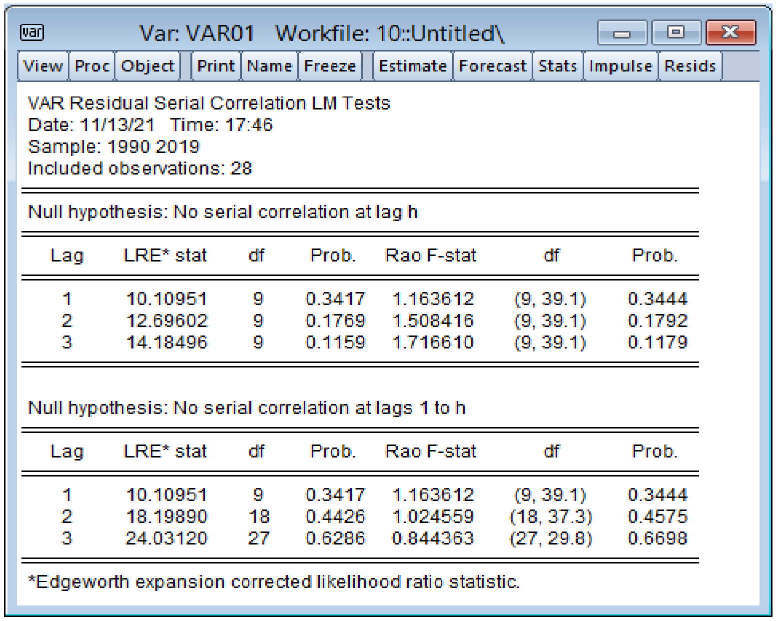
- نحدده بيانيا مثلا، ونضغط على OK، فنتحصل على النتائج التالية:



- لاحظ بان كل البواقي هي داخل مجال الثقة وبالتالي نستنتج بانها غير مرتبطة فيما بينها، أي ان البواقي هي سيرورة ضجة بيضاء. فاذا أردنا ان نتأكد أيضا، فاننا نلجأ الى الاختبار الثاني المتمثل في اختبار Autocorrelation LM Test الذي يدرس الارتباط الذاتي من الدرجة الثانية. فباختياره تظهر لنا النافذة التالية:



- نضغط على OK، فنتحصل على نتائجه الموالية:


Var: VAR01 Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

VAR Residual Serial Correlation LM Tests
Date: 11/13/21 Time: 17:46
Sample: 1990 2019
Included observations: 28

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

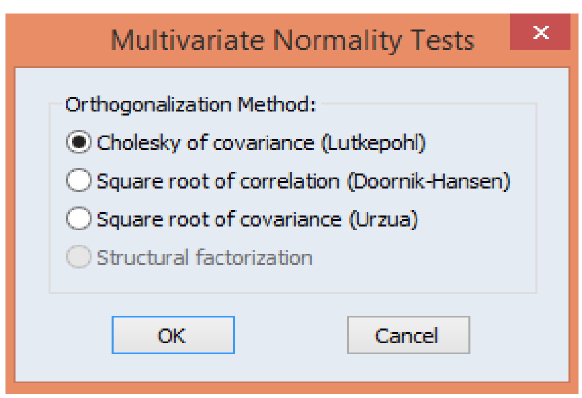
Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	10.10951	9	0.3417	1.163612	(9, 39.1)	0.3444
2	12.69602	9	0.1769	1.508416	(9, 39.1)	0.1792
3	14.18496	9	0.1159	1.716610	(9, 39.1)	0.1179

Null hypothesis: No serial correlation at lags 1 to h

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	10.10951	9	0.3417	1.163612	(9, 39.1)	0.3444
2	18.19890	18	0.4426	1.024559	(18, 37.3)	0.4575
3	24.03120	27	0.6286	0.844363	(27, 29.8)	0.6698

*Edgeworth expansion corrected likelihood ratio statistic.

- نلاحظ أيضا بان كل البواقي هي غير مترابطة فيما بينها وهذا على أساس ان كل القيم الاحتمالية سواءً عند التباطؤ h او من التباطؤ 1 الى التباطؤ h كلها اكبر من القيمة الاحتمالية 05%، حيث يتم قبول الفرضية العدمية H_0، أي البواقي هي غير مرتبطة فيما بينها. يبقى الاختبار الموالي هو، هل ان هذه البواقي تتبع التوزيع الطبيعي؟ فباختيار Normality Test تظهر لنا النافذة التالية الموضحة ادناه التي تحتوي على 03 خيارات لاجل هذا التوزيع:



- فباختيار الاختيار الأول Cholesky of covariance (Lutkepohl) والضغط على OK، نتحصل على النتائج التالية:

Var: UNTITLED Workfile: 11::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

VEC Residual Normality Tests
Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
Null Hypothesis: Residuals are multivariate normal
Date: 11/26/21 Time: 21:03
Sample: 1990 2019
Included observations: 28

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.*
1	0.317105	0.469259	1	0.4933
2	0.041834	0.008167	1	0.9280
3	0.200855	0.188265	1	0.6644
4	-0.509395	1.210923	1	0.2711
Joint		1.876614	4	0.7584

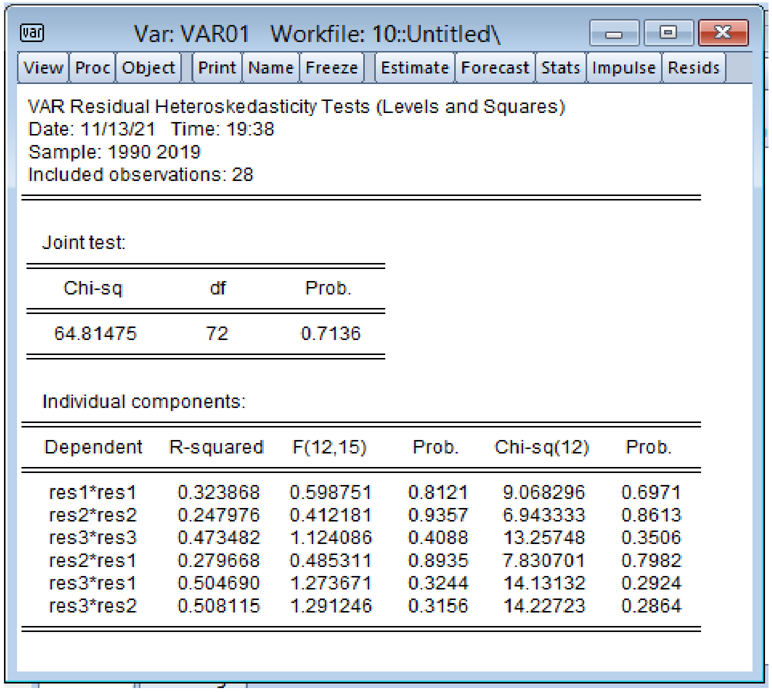
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	3.068673	0.005502	1	0.9409
2	2.013452	1.135489	1	0.2866
3	3.033628	0.001319	1	0.9710
4	4.537939	2.759465	1	0.0967
Joint		3.901775	4	0.4195

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	0.474760	2	0.7887
2	1.143656	2	0.5645
3	0.189585	2	0.9096
4	3.970387	2	0.1374
Joint	5.778388	8	0.6720

*Approximate p-values do not account for coefficient estimation

- لاحظ اننا تحصلنا على معاملي الالتواء Skewnes (عدم التماثل) والتفرطح Kurtosis (التسطيح او درجة التقوس) للمعادلات الثلاث، ومايهمنا هنا هو اختبار Jarque-Bera، حيث نلاحظ بان القيم الاحتمالية لكل معادلة مقدرة هي أكبر من القيمة الحرجة 05% وحتى القيمة الاحتمالية المشتركة (الأساسية) Joint للنموذج VAR المقدر هي أيضا أكبر من القيمة الحرجة 05%، مما نستنتج ان البواقي تتوزع توزيعا طبيعيا.

- الاختبار الآخر يتمثل في اختبار ثبات تجانس الأخطاء، حيث بواسطة اختبار ثبات تجانس الاخطاء White (بدون حدود متقاطعة) White Heteroskedasity (No Cross Terms) نلاحظ في المخرجات ادناه ان القيمة الاحتمالية الاحتمالية لـ: χ^2 هي Prob=0.7136 وهي أكبر من القيمة الحرجة 05%، وبالتالي فرضية ثبات تجانس الأخطاء هي محققة.



Var: VAR01 Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

VAR Residual Heteroskedasticity Tests (Levels and Squares)
Date: 11/13/21 Time: 19:38
Sample: 1990 2019
Included observations: 28

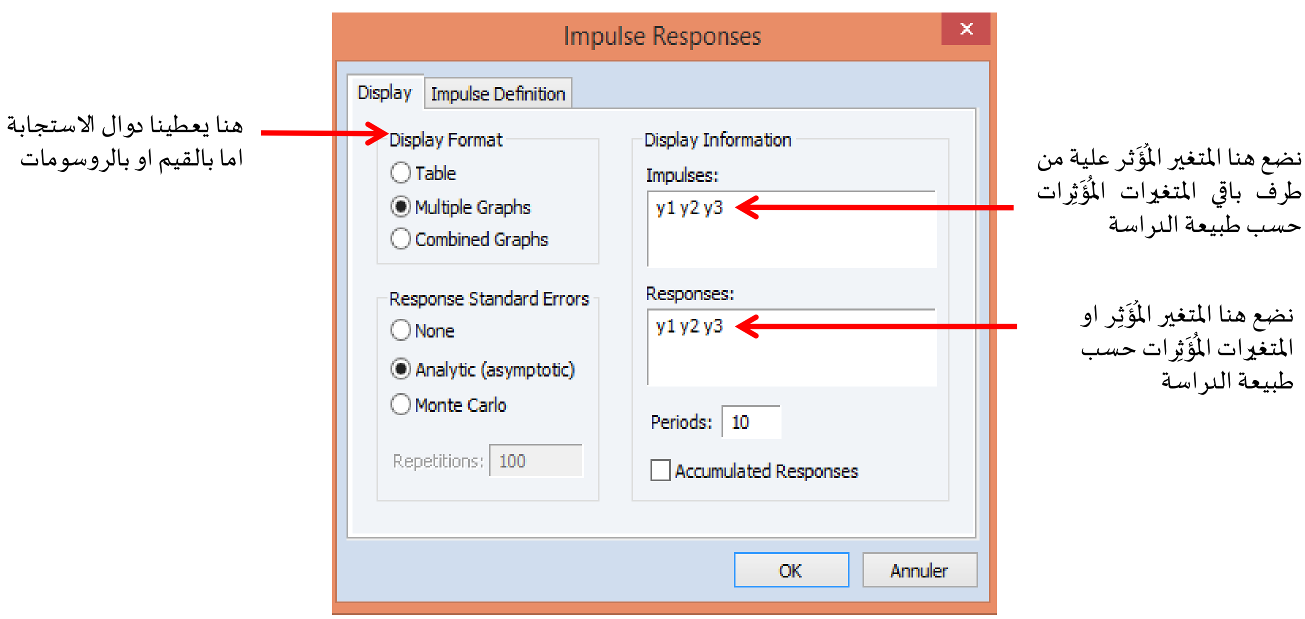
Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
64.81475	72	0.7136

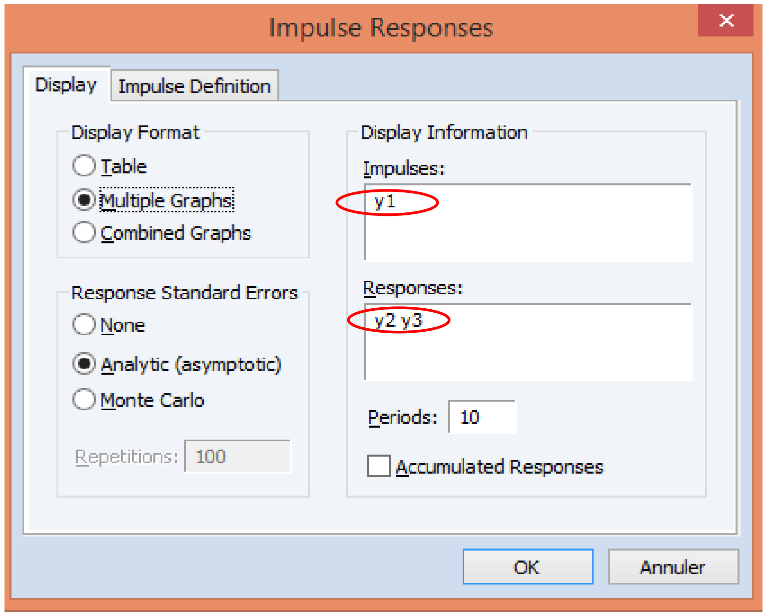
Individual components:

Dependent	R-squared	F(12,15)	Prob.	Chi-sq(12)	Prob.
res1*res1	0.323868	0.598751	0.8121	9.068296	0.6971
res2*res2	0.247976	0.412181	0.9357	6.943333	0.8613
res3*res3	0.473482	1.124086	0.4088	13.25748	0.3506
res2*res1	0.279668	0.485311	0.8935	7.830701	0.7982
res3*res1	0.504690	1.273671	0.3244	14.13132	0.2924
res3*res2	0.508115	1.291246	0.3156	14.22723	0.2864

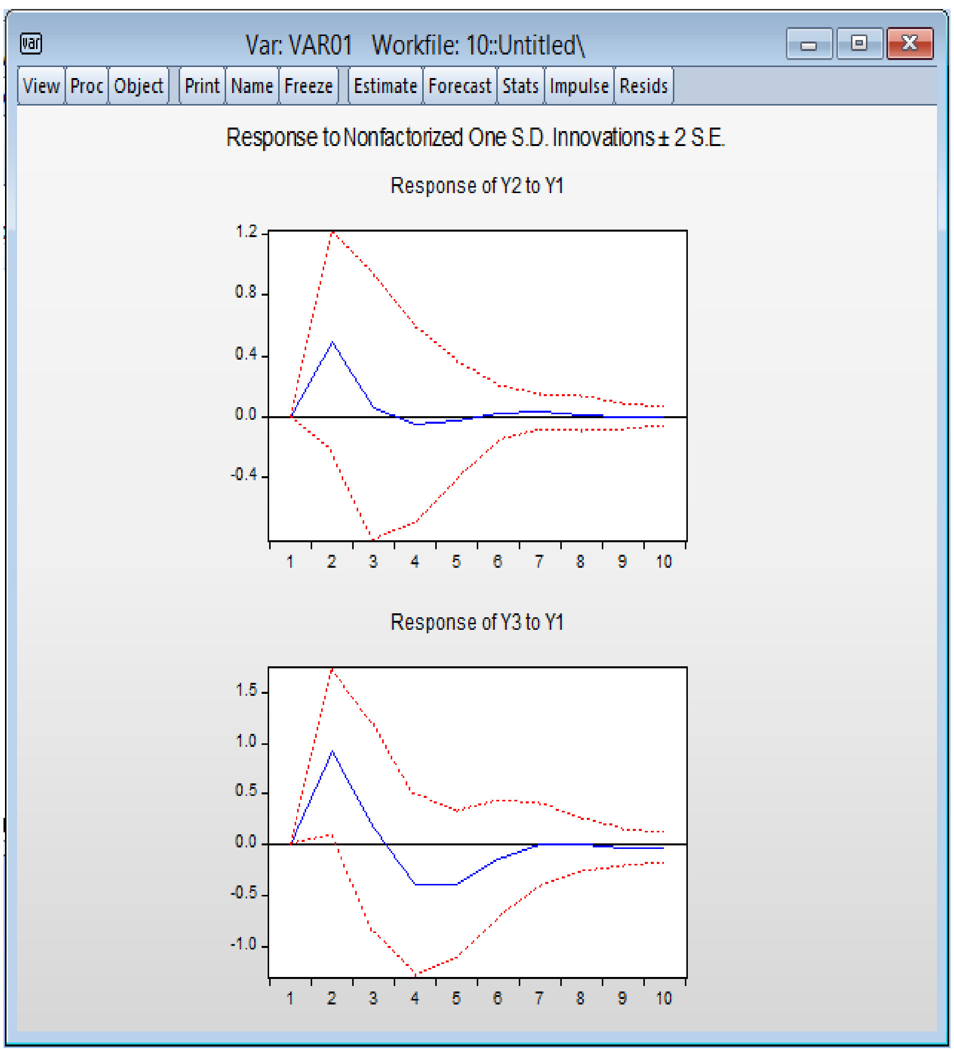
- نأتي الآن الى تحليل الصدمات ودوال الاستجابة Impulse Analysis التي تسمح لنا بدراسة تأثير صدمة متعلقة بتطور أحد المتغيرات على باقي المتغيرات الاخرى للنظام، فلاجل هذا نقوم بالضغط على Impulse من واجهة نموذج VAR المقدر او نأخذ الايعاز Wiew ⟶ Impulse Reponse، فنحصل على المربع الحواري ادناه:



- مثلا في نموذجنا هذا المدوس نريد ان نعرف أثر الصدمات Y2 , Y3 على Y1، فانن نكتب في المربع الحواري كمايلي:



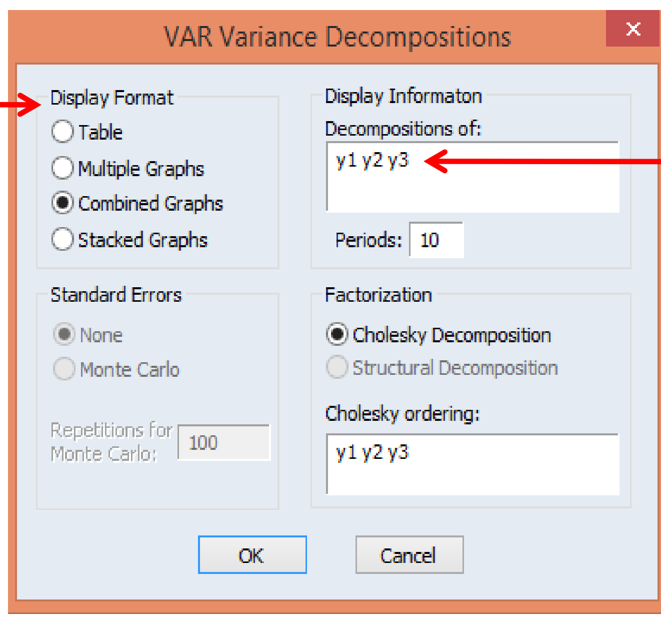
- نضغط على OK، فنتحصل على النتائج التالية:



- الرسم البياني الأول Reponse of Y2 to Y1 وهو الخاص بدالة الاستجابة النبضية ويمثل أثر المتغير Y2 على Y1، اذن يمثل هذا المنحنى التغيرات في الانحراف المعياري، فعند الفترة الأولى نلاحظ ان المنحنى بدأ في الارتفاع وبعدها بدأ بالانخفاض خلال بداية الفترة الثانية، اين تميز بالثبات انطلاقا من الفترة الثالثة ليستمر للعشر الفترات الزمنية، اذن الصدمة هي واضحة وسجلت من الفترة 1 الى الفترة 2 بالصعود ثم نزولا من الفترة 2 الى الفترة 3.
- الرسم البياني الثاني Reponse of Y3 to Y1 وهو الخاص بدالة الاستجابة النبضية ويمثل أثر المتغير Y3 على Y1، ويتطابق الى حد ما لأثر المتغير Y2 على Y1، فعند الفترة الأولى نلاحظ ان المنحنى بدأ في الارتفاع وبعدها بدأ بالانخفاض من الفترة الثانية الى الفترة الرابعة ويستمر بالثبات لفترة واحدة ثم من الفترة 5 يعود بالارتفاع الى غاية الفترة 7 ومنها يبدأ بالثبات الى غاية نهاية الفترة 10، اذن الصدمة هي واضحة وسجلت من الفترة 1 الى 2 بالصعود ثم نزولا من الفترة 2 الى الفترة 4.

- بعد تحليل الصدمات ودوال الاستجابة، نأتي الى تحليل التباين Variance Decomposition والهدف من تحليل تباين خطأ التنبؤ هو حساب مدى مساهمته في تباين الخطأ لكل صدمة، ولاجل هذا، من واجهة VAR المقدر نأخذ الايعاز Wiew ⟶ Variance Decomposition، فنحصل على المربع الحواري ادناه:

هنا يتم اختيار عرض تحليل التباين اما بالقيم او بالروسومات البيانية على حدى او مجمعة او على شكل مدرجات تكرارية



نضع هنا متغوات الدراسة

- نختار المخرجات في شكل قيم (جدول) وأيضا في رسم بياني مشترك لاجل المزيد من التوضيح فقط. ويكفي اختيار أي عرض تراه مناسب. بالضغط على OK نتحصل على النتائج التالية:

Var: VAR01 Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

Variance Decomposition using Cholesky (d.f. adjusted) Factors

Variance Decomposition of Y1:

Period	S.E.	Y1	Y2	Y3
1	1.679340	100.0000	0.000000	0.000000
2	2.202049	97.70549	0.229658	2.064848
3	2.571172	77.28791	9.194172	13.51791
4	2.750025	67.61129	13.19723	19.19148
5	2.786329	65.87444	13.65888	20.46668
6	2.789787	65.72475	13.63325	20.64200
7	2.791467	65.68633	13.61689	20.69678
8	2.792994	65.62256	13.61200	20.76544
9	2.794144	65.56919	13.61442	20.81639
10	2.794580	65.55178	13.61291	20.83531

Variance Decomposition of Y2:

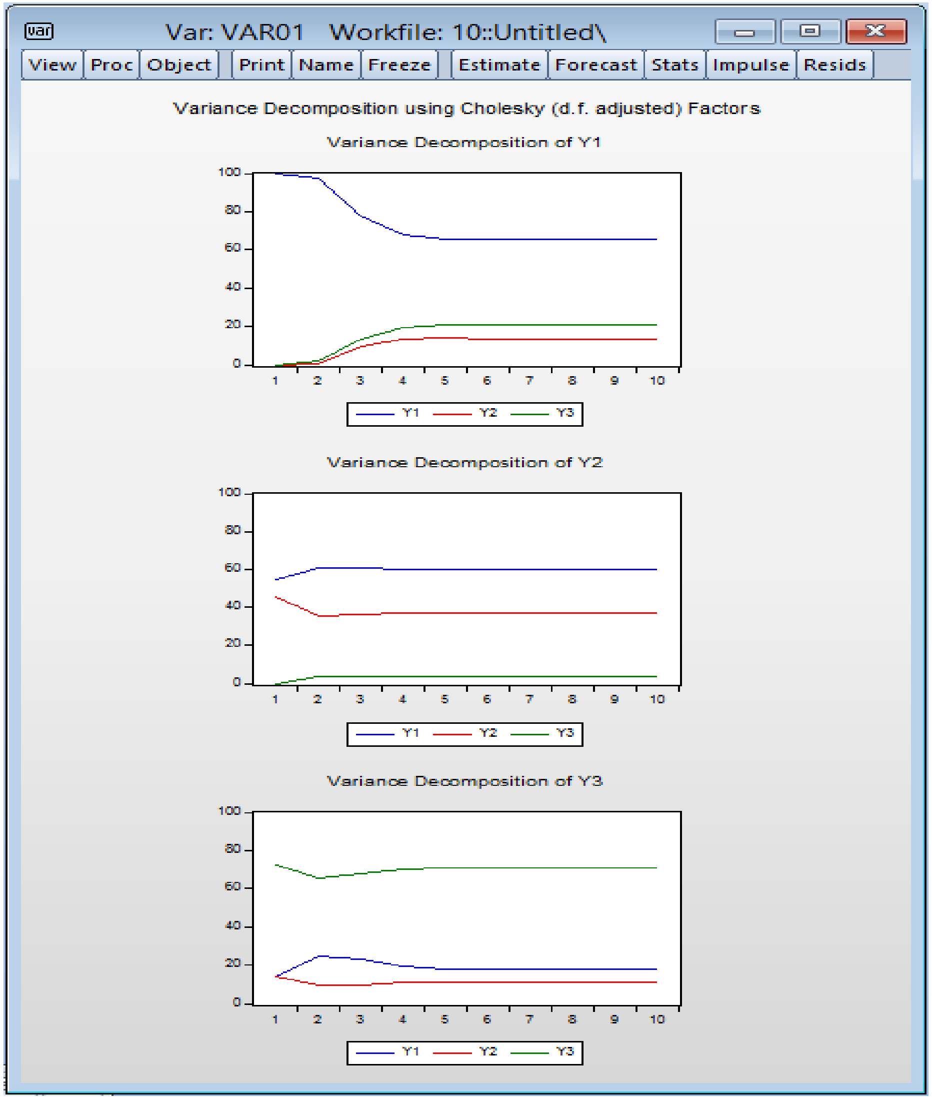
Period	S.E.	Y1	Y2	Y3
1	1.422607	54.92050	45.07950	0.000000
2	1.623601	60.47992	35.77202	3.748054
3	1.732865	60.62063	36.07962	3.299758
4	1.771319	59.94238	36.87918	3.178445
5	1.785793	59.71319	37.15825	3.128553
6	1.791593	59.74782	37.13510	3.117079
7	1.794624	59.79221	37.09715	3.110647
8	1.796121	59.80199	37.09251	3.105499
9	1.796800	59.79620	37.09931	3.104495
10	1.797073	59.79251	37.10311	3.104372

Variance Decomposition of Y3:

Period	S.E.	Y1	Y2	Y3
1	1.556792	13.94695	13.89495	72.15810
2	1.906307	24.96790	9.632769	65.39933
3	2.214625	23.10248	9.254828	67.64269
4	2.430369	19.20115	10.78713	70.01172
5	2.521086	18.16413	11.01671	70.81916
6	2.542910	18.06119	10.85595	71.08286
7	2.548637	18.02614	10.82659	71.14728
8	2.551355	18.00622	10.81337	71.18041
9	2.553164	18.00451	10.79847	71.19701
10	2.554210	18.01483	10.78982	71.19535

Cholesky Ordering: Y1 Y2 Y3

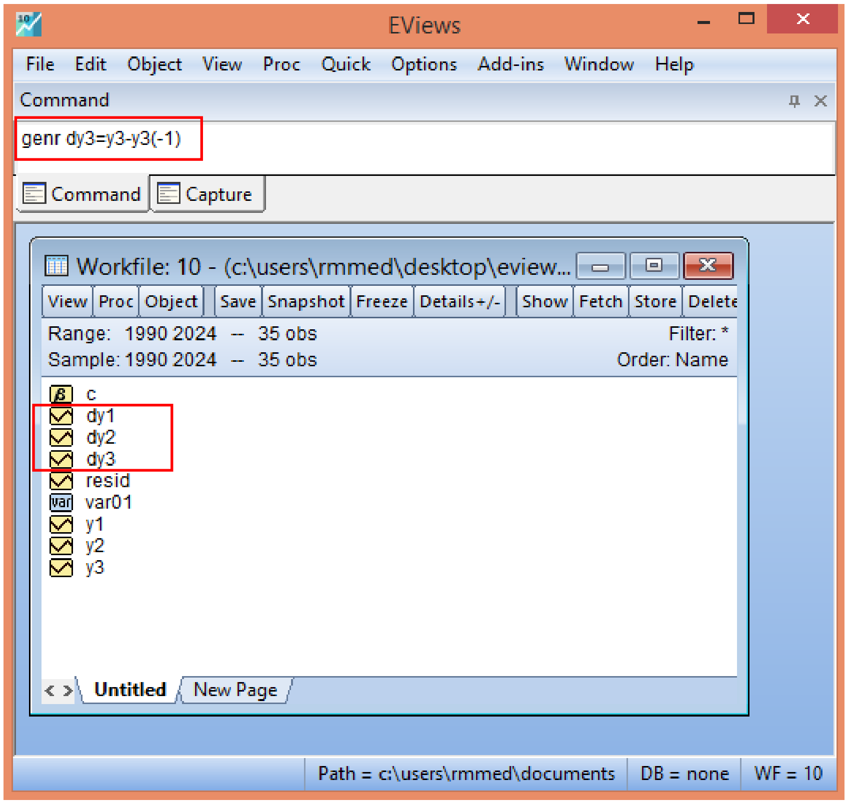
- لاحظ انه تحصلنا على تحليل التباين لكل متغير، فتحليل التباين للمتغير Variance Decomposition of Y1 يبين ان المتغير Y1 يفسر 100% من أخطاء التباين يعود الى المتغير نفسه في الفترة الأولى، وانطلاقا من الفترة الثانية 97.70% من خطأ التنبؤ في تباينه يعود الى المتغير نفسه ليستمر في التناقص تبعا للفترات الزمنية حيث يصل الى 65%. هذا التناقص يفسر بزيادة القدرة التفسيرية لباقي المتغيرين الاساسين Y2, Y3. أي التناقص في خطأ التنبؤ للمتغير Y1 للمتغير نفسه يتطابق عكسيا بتزايد أخطاء التنبؤ للمتغيرين نفسهما. فقد كانت هذه النسب في الفترة الثانية: 0.22% بالنسبة للمتغير Y2 و2.06% بالنسبة للمتغير Y3 لتستمر هذه النسب في الارتفاع تبعا للفترات الزمنية حيث تستقر في 13% بالنسبة للمتغير Y2 و20% بالنسبة للمتغير Y3. هذا مايتطابق مع المخرجات بيانيا أيضا كما هي موضحة ادناه:



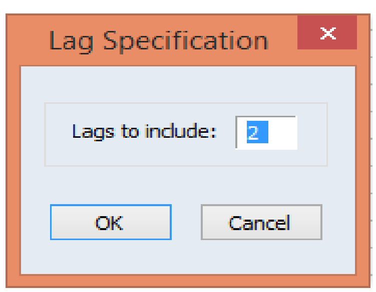
- بنفس الكيفية يمكننا تفسير تحليل التباين للمتغير Y3, Y2.

- ان الهدف من دراسة نموذج VAR هو دراسة التنبؤ او دراسة نماذج السببية، ولاجل توضيح كل منهما نقوم بدراسة السببية ثم بعدها التنبؤ، ونختم باختبار استقرارية النموذج المقدر ككل.
- قلنا انه إذا كان نموذج VAR يشير إلى كيفية تأثير القيم الماضية لمجموعة من المتغيرات على حاضر هذه المتغيرات وكيف انتقال الصدمات على متغير ما إلى بقية النظام لأجل فهم أفضل للظواهر الاقتصادية، فانه عمليا ان المعرفة السببية (الاتجاه من اجل تحديد الظاهرة التابعة من المستقلة) ضرورية للصياغة الصحيحة للسياسة الاقتصادية. فاذا أردنا تطبيق اختبار سببية Granger، فانه يتطلب اجراؤها على المتغيرات المستقرة ولاجل هذا نعمل على تفريق (تفاضل) كل متغير لانه المتغيرات الاصلية ليست بمستقرة وهي مستقرة عند التفاضلات الأولى، حيث توجد عدة طرق لاخذ التفاضلات،

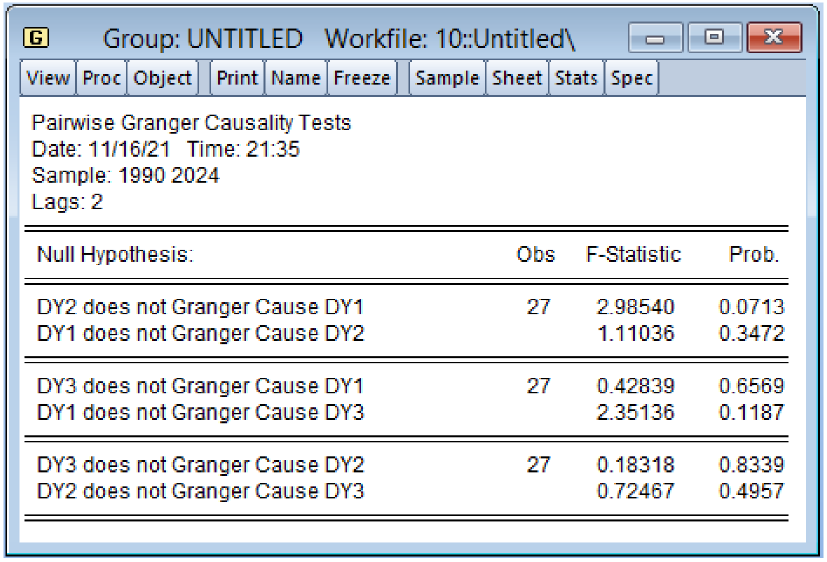
فمنها نقوم بكتابة الامر في نافذة الاومر بالنسبة للمتغير Y1 الامر التالي: Genr dY1=Y1-Y1(-1) ونضغط على Enter فنحصل على السلسلة المفرقة للمتغير Y1 باسم متغير جديد dY1. نطبق هذا الامر على باقي المتغيرين Y2, Y3.



- سوف نحدد على سلاسل المتغيرات المفرقة dY1, dY2, dY3 معا ونتبع: Open ⟶ as Group⟶View⟶ Granger Causality، اين تظهر لنا النافذة الخاصة بفترة الابطاءكما يظهرفي ادناه:



- نضغط على OK، فنتحصل على النتائج التالية:



Pairwise Granger Causality Tests
Date: 11/16/21 Time: 21:35
Sample: 1990 2024
Lags: 2

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
DY2 does not Granger Cause DY1	27	2.98540	0.0713
DY1 does not Granger Cause DY2		1.11036	0.3472
DY3 does not Granger Cause DY1	27	0.42839	0.6569
DY1 does not Granger Cause DY3		2.35136	0.1187
DY3 does not Granger Cause DY2	27	0.18318	0.8339
DY2 does not Granger Cause DY3		0.72467	0.4957

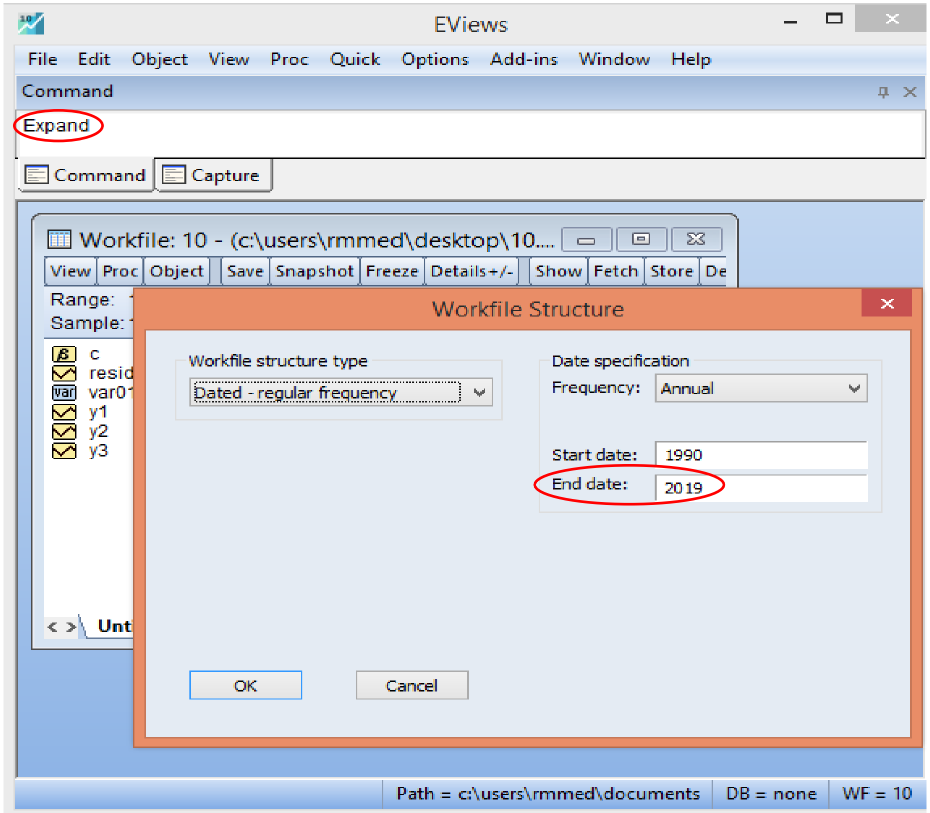
- نلاحظ غياب السببية في كلا الاتجاهين لكل المتغيرات، حيث:

- dY2 لاتسبب في dY1 ولا dY1 تسبب في dY2، لان: القيمة الاحتمالية $Prob. = 0.0713 \succ 5\%$, $Prob. = 0.3472 \succ 5\%$ على التوالي، وبالتالي فاننا نقبل بالفرضية الصفرية H_0 في كلتا الحالتين، أي غياب السببية.
- dY3 لاتسبب في dY1 ولا dY1 تسبب في dY3، لان: القيمة الاحتمالية $Prob. = 0.6569 \succ 5\%$, $Prob. = 0.1187 \succ 5\%$ على التوالي.
- dY3 لاتسبب في dY2 ولا dY2 تسبب في dY3، لان: القيمة الاحتمالية $Prob. = 0.8339 \succ 5\%$, $Prob. = 0.4957 \succ 5\%$ على التوالي.[1]

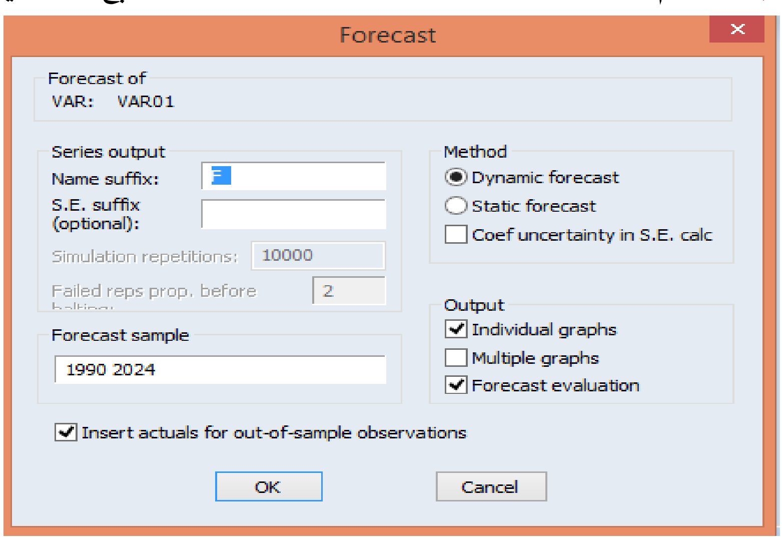
▪ إذا أردنا عملية التنبؤ للنموذج VAR المقدر، فلابد ان نشير الى نوع التنبؤ، حيث هناك تنبؤ داخلي وتنبؤ خارجي كما شرحناهم سابقا. ولاهمية الدراسة فاننا نعتمد على التنبؤ الخارجي الذي سوف يفيدنا أكثر في هذا المثال. لاجل هذا نقوم بتوسيع السلسلة الزمنية مثلا لـ 05 سنوات قادمة (لان النموذج VAR هو نموذج ديناميكي ويكون على المدى القصير وأيضا حتى لا يفقد التنبؤ مصداقيته)، أي من 1990-2019 الى 1990-2024.

- عن طريق الامر Enter ⟶ Expand في نافذة الأوامر او النقر مرتين على Ranger، فنتحصل على المربع الحواري الذي نقوم من خلاله توسيع سلسلة الدراسة:

[1] لاحظ انه لو تحققت لنا سببية، فاننا من هنا نحد المتغيرات المستقلة من التابعة.



- نقوم بتوسيع المدة الزمنية من سنة 2019 الى 2024 التي تعبر عن القيم التنبؤية لـ: 05 سنوات القادمة، ونضغط على OK.
- نقوم بفتح ملف VAR المقدر (سبق وان خزنته تحت اسم VAR01)، ومن خلال شريط أدوات الكائن Object Toolbar نقوم بالضغط ايقونة Forecast، فنتحصل على المربع الحواري التالي:



- نختار نوع التنبؤ ديناميكيا ونضغط على OK. نتحصل على التالية:

Var: VAR01 Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

Evaluation Table
Y1_F
Y2_F
Y3_F

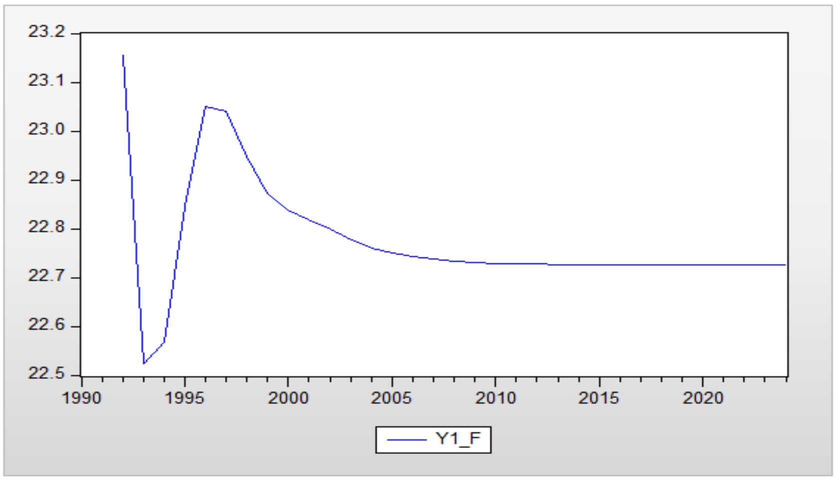
Evaluation Table

Forecast Evaluation
Date: 11/17/21 Time: 21:11
Sample: 1990 2024
Included observations: 35

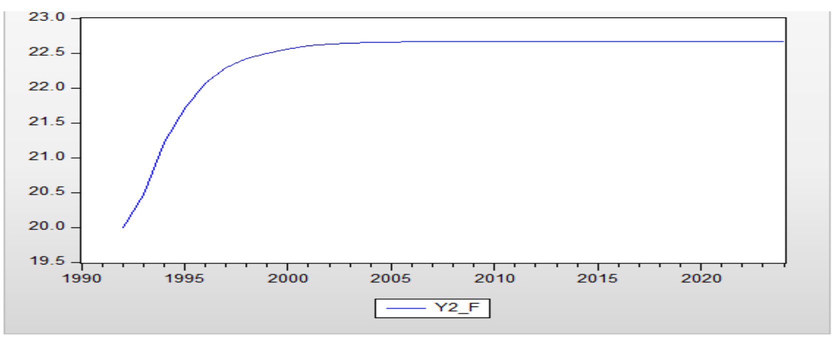
Variable	Inc. obs.	RMSE	MAE	MAPE	Theil
Y1	30	2.336964	1.872795	8.217619	0.051289
Y2	30	1.308570	1.007594	4.563720	0.029274
Y3	30	2.072909	1.725474	5.753958	0.034334

RMSE: Root Mean Square Error
MAE: Mean Absolute Error
MAPE: Mean Absolute Percentage Error
Theil: Theil inequality coefficient

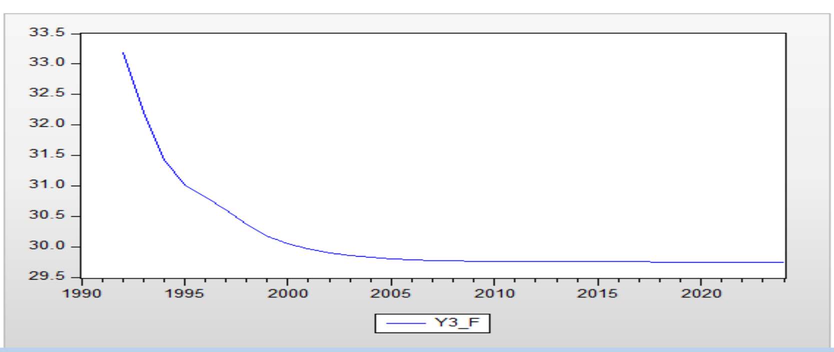
Y1_F



Y2_F



Y3_F



- لاحظ من الجدول مايلي:

- جذر متوسط مربع الخطأ لكل متغير Root Mean Squard Error:

$$Y\ 1: RMSE = 4.33,\ Y\ 2: RMSE = 1.30,\ Y\ 3: RMSE = 2.07$$

- متوسط الخطأ المطلق Mean Absolute Error:

$$Y\ 1: MAE = 1.87,\ Y\ 2: MAE = 1.00,\ Y\ 3: MAE = 1.72$$

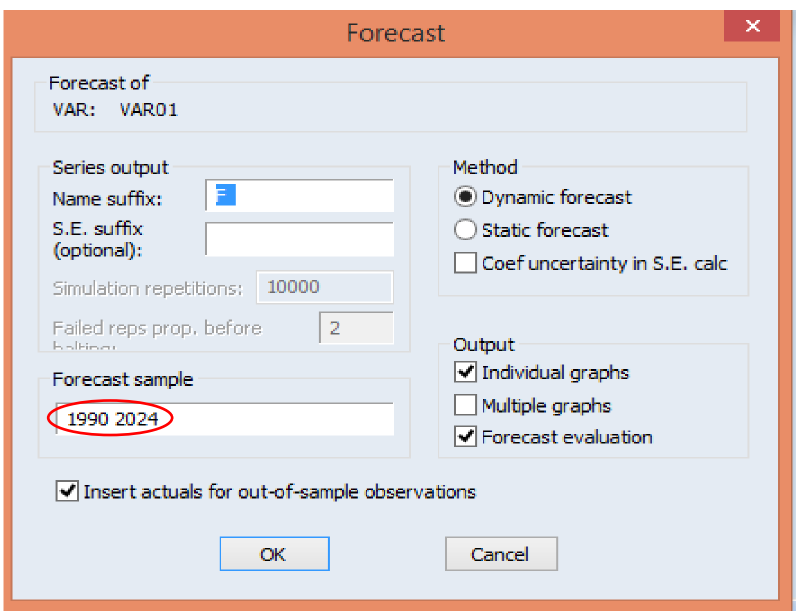
- المتوسط المطلق للخطأ النسبي Mean Abs. Percent Error:

$$Y\ 1: MRAE = 8.21,\ Y\ 2: MRAE = 4.56,\ Y\ 3: MRAE = 5.75$$

- معامل Theil: $Y\ 1: U = 0.05,\ Y\ 2: U = 0.02,\ Y\ 3: U = 0.03$

كل هذه المؤشرات تستعمل في دقة التنبؤ غير ان أفضلها هو معامل Theil وكلما أقترب هذا المعامل من 0 كلما كان التنبؤ جيدا وكلما اقترب من 1 كان ضعيف جدا، فمعامل Theil لكل متغير وجدناه يقترب أكثر من 0، مما يعني ان التنبؤات المقدمة بهذا النموذج VAR المقدر هي جيدة ويعتمد عليها.

- لاحظ ان القيم التنبؤية لكل المتغيرات من خلال المنحنيات في الشكل، نجدها اتسمت بالثبات لـ 05 السنوات القادمة، وسنعرضها أيضا في الشكل الموالي، حيث نقوم بالضغط على ايقونة Forecast، من الواجهة السابقة فنتحصل على المربع الحواري التالي:



- نقوم بتعديل المدة الزمنية من 1990-2024 الى المدة 2019-2024 التي تعني فقط 05 السنوات القادمة ونضغط على OK، فنتحصل على التالية:

Var: VAR01 Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

Evaluation Table
Y1_F
Y2_F
Y3_F

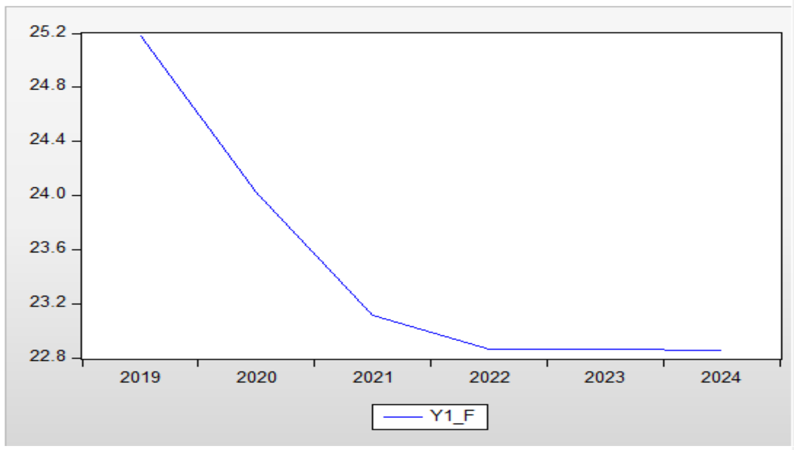
Evaluation Table

Forecast Evaluation
Date: 11/17/21 Time: 21:56
Sample: 2019 2024
Included observations: 6

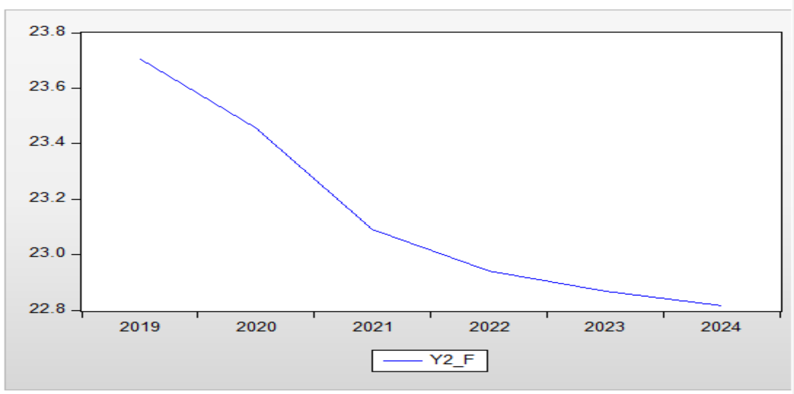
Variable	Inc. obs.	RMSE	MAE	MAPE	Theil
Y1	1	1.520470	1.520470	6.039498	0.029312
Y2	1	0.452248	0.452248	1.907822	0.009631
Y3	1	0.730587	0.730587	2.319989	0.011467

RMSE: Root Mean Square Error
MAE: Mean Absolute Error
MAPE: Mean Absolute Percentage Error
Theil: Theil inequality coefficient

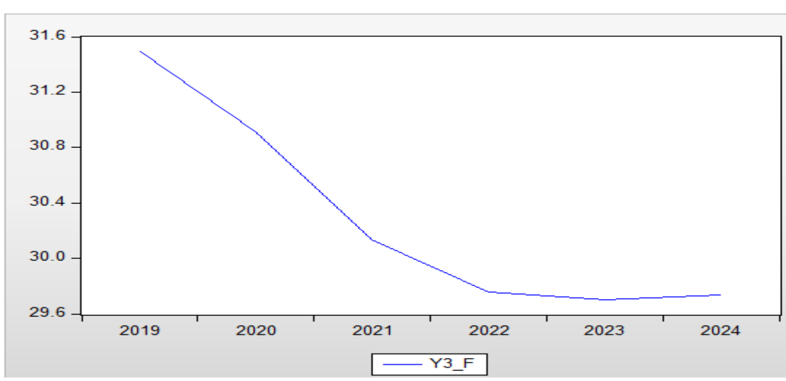
Y1_F



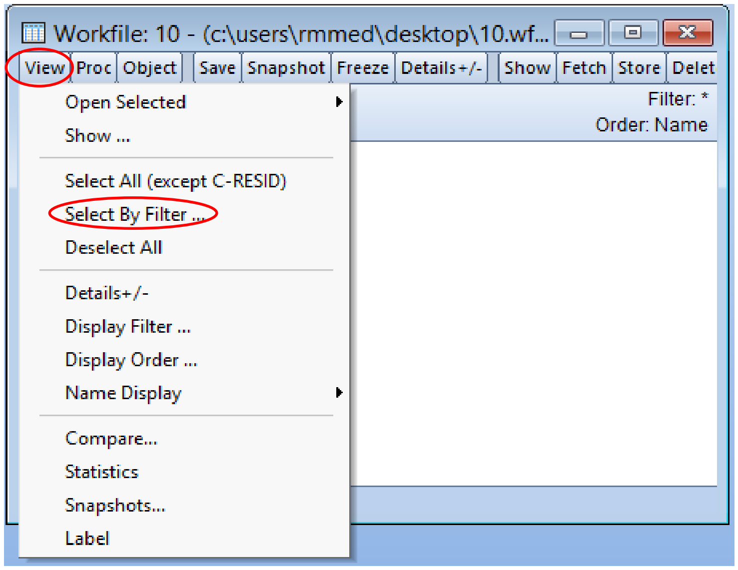
Y2_F



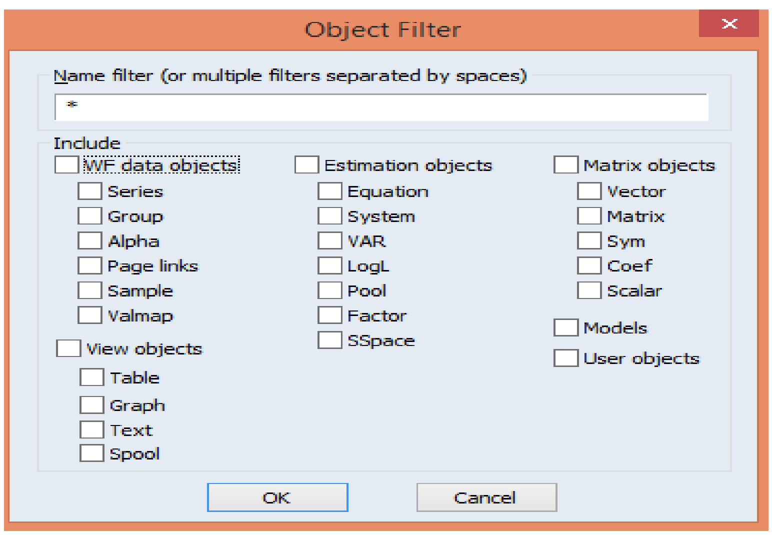
Y3_F



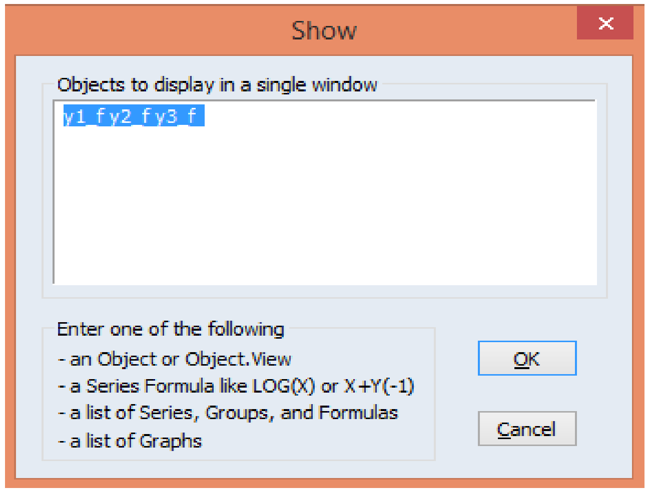
- لاحظ أيضا ان معاملات Theil للمتغيرات تحسنت أكثر والتي تعبر عن أفضل دقة للتنبؤ.
- نعود الى واجهة عرض برنامج EViews للنموذج VAR المقدر، حيث نقوم بالامر التالي: Wiew ⟶ Select by Filtre، كما هو مبين في المربع الحواري ادناه:



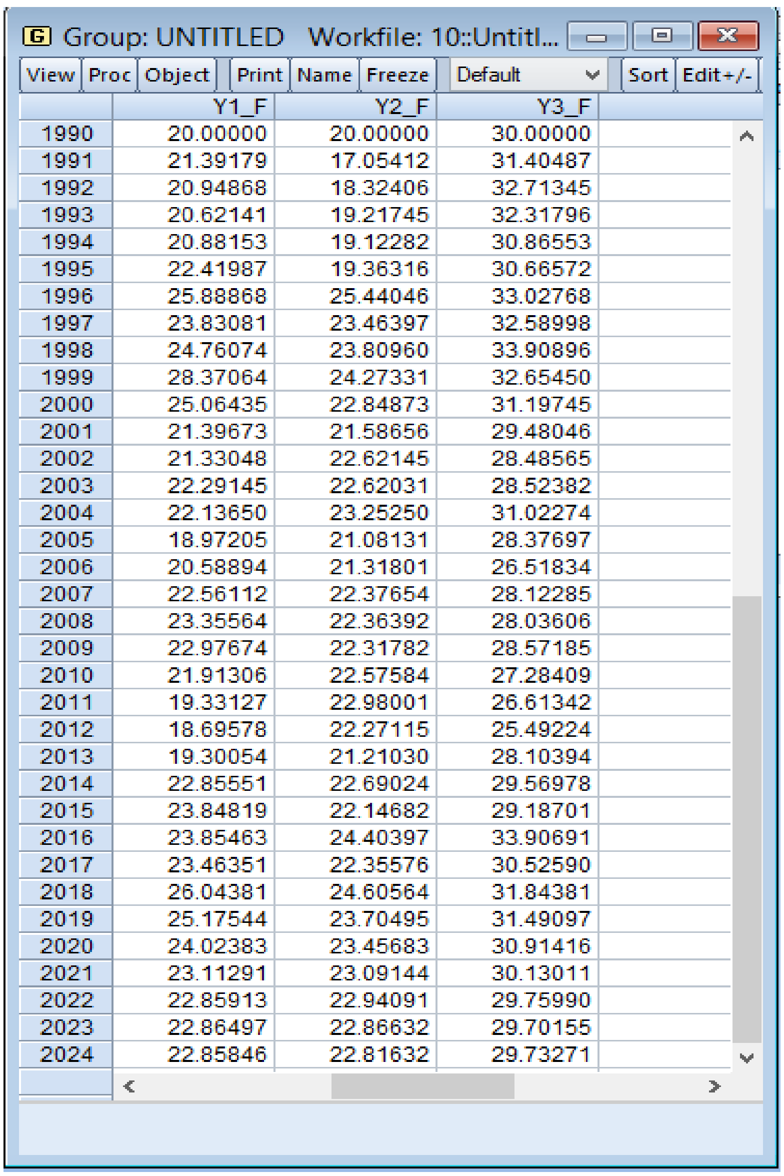
- يظهر لنا المربع الحواري التالي:



- تحت Name filter نضع حرف f (لان سبق وان تم حساب القيم التنبؤية تحت اسم ملف جديد لكل متغير: y1-f , y2-f, y3-f) مسبوق بـ: *، أي هكذا: *f وتحت Include نحدد على Series، ونضغط على OK، ثم نضغط على Show واجهة عرض برنامج EViews للنموذج VAR، فنتحصل على المربع ادناه:

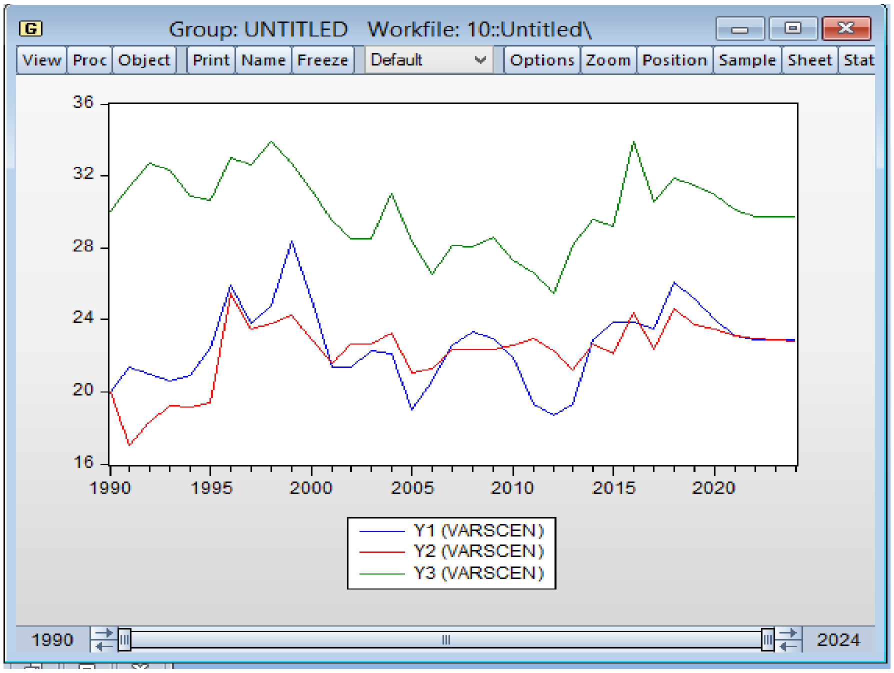


- نضغط على OK، فنتحصل على القيم التنبؤية للمتغيرات:



	Y1_F	Y2_F	Y3_F
1990	20.00000	20.00000	30.00000
1991	21.39179	17.05412	31.40487
1992	20.94868	18.32406	32.71345
1993	20.62141	19.21745	32.31796
1994	20.88153	19.12282	30.86553
1995	22.41987	19.36316	30.66572
1996	25.88868	25.44046	33.02768
1997	23.83081	23.46397	32.58998
1998	24.76074	23.80960	33.90896
1999	28.37064	24.27331	32.65450
2000	25.06435	22.84873	31.19745
2001	21.39673	21.58656	29.48046
2002	21.33048	22.62145	28.48565
2003	22.29145	22.62031	28.52382
2004	22.13650	23.25250	31.02274
2005	18.97205	21.08131	28.37697
2006	20.58894	21.31801	26.51834
2007	22.56112	22.37654	28.12285
2008	23.35564	22.36392	28.03606
2009	22.97674	22.31782	28.57185
2010	21.91306	22.57584	27.28409
2011	19.33127	22.98001	26.61342
2012	18.69578	22.27115	25.49224
2013	19.30054	21.21030	28.10394
2014	22.85551	22.69024	29.56978
2015	23.84819	22.14682	29.18701
2016	23.85463	24.40397	33.90691
2017	23.46351	22.35576	30.52590
2018	26.04381	24.60564	31.84381
2019	25.17544	23.70495	31.49097
2020	24.02383	23.45683	30.91416
2021	23.11291	23.09144	30.13011
2022	22.85913	22.94091	29.75990
2023	22.86497	22.86632	29.70155
2024	22.85846	22.81632	29.73271

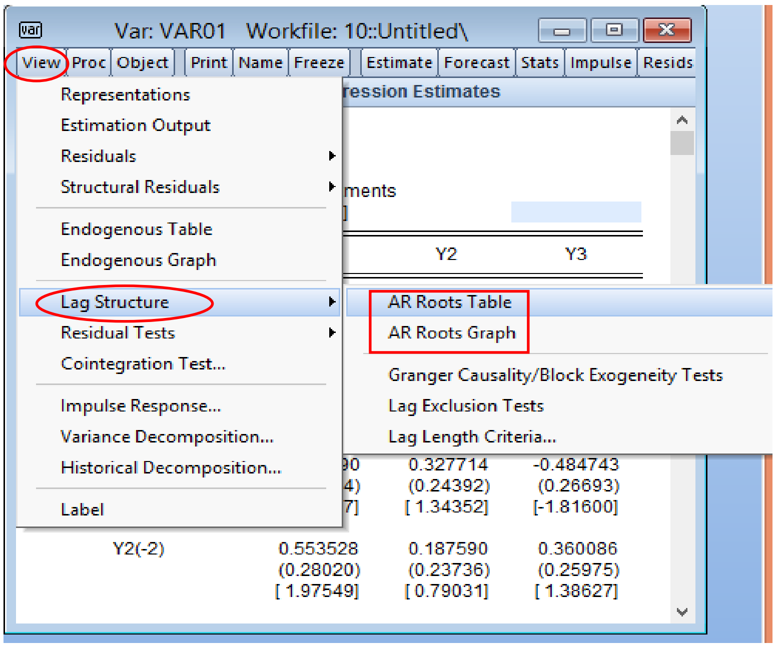
- نختار الامر: View⟶Graph⟶Line & Symbol، فنتحصل على التمثيل البياني ادناه:



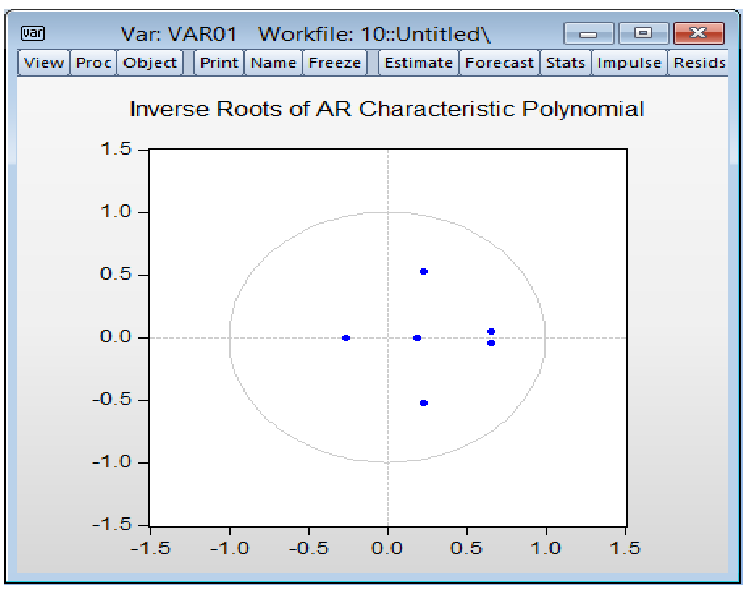
- الملاحظ من خلال التمثيل البياني هو ان القيم التنبؤية لكل المتغيرات ,Y1, Y2، نجدها أيضا اتصفت بالثبات لـ 05 السنوات القادمة لهذه الظاهرة المدروسة.

- آخر مرحلة من هذا العمل وحبذا ان تكون تحت عنصر دراسة المشاكل القياسية وهي دراسة استقرارية النموذج VAR المقدر ككل، والهدف من هذا هو التأكد من النموذج المقدر هل هو انه ثابت (مستقر) عبر طيلة فترة الدراسة هذه وعدم وجود تغير هيكلي حاصل؟ ولاجل الإجابة عن هذا الطرح فاننا نقوم بدراسة الدائرة الأحادية، أي اختبار الجذور العكسية لكثير الحدود AR المميزة Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial التي طرحها (Lütkepohl, 1991)، حيث يكون النموذج المقدرةVAR مستقرا (ثابت) إذا كانت معاملات جميع الجذور الأحادية أقل من الواحد وتقع داخل دائرة الوحدة. وإذا كان غير مستقرا، فإنه يدل على ان بعض النتائج (مثل الأخطاء المعيارية للاستجابة النبضية) تكون غير صحيحة، او عدد المتغيرات الداخلية يكون بها أكبر فترة ابطاء قد ادخلناها. ولاجل تصحيح هذا، فانه بالامكان إضافة متغيرات وهمية (صورية) او تعديل درجة الابطاء حسب السبب في هذا.

- نعود الى واجهة عرض برنامج EViews للنموذج VAR المقدر، حيث نقوم بالامر التالي: Wiew ⟶ Lag Structure، كما هو مبين في المربع الحواري ادناه:



- نختار AR Roots Graph، فيظهر لنا الشكل الآتي:



- هذا النموذج هو مستقر، لان كل النقاط تقع داخل الدائرة الوحدوية. ومن الأفضل توضيحه على شكل قيم، حيث نختار الايعاز AR Roots Table، ونتائجه هي كمايلي:

Var: VAR01 Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Imp

VAR Stability Condition Check

Roots of Characteristic Polynomial
Endogenous variables: Y1 Y2 Y3
Exogenous variables: C
Lag specification: 1 2
Date: 11/18/21 Time: 21:53

Root	Modulus
0.656801 - 0.044112i	0.658281
0.656801 + 0.044112i	0.658281
0.227308 - 0.529442i	0.576175
0.227308 + 0.529442i	0.576175
-0.261977	0.261977
0.184276	0.184276

No root lies outside the unit circle.
VAR satisfies the stability condition.

- نلاحظ ان الجذور Root المدروسة سواءً كانت حقيقية وتخيلية او حقيقية فقط بان معاملاتها المساوية لها Modulus كلها اقل تماما من الواحد كما اكدتها نتائج الرسم البياني للدائرة الوحدوية.

7. التكامل المشترك ونموذج تصحيح الخطأ

Cointegration and Error Correction Model (ECM)

تعتبر فكرة نموذج تصحيح الخطأ ECM مبدأً تنظيميا قويا جدا في الاقتصاد القياسي التطبيقي وقد تم تطبيقه على نطاق واسع، خاصة منذ ظهور الورقة الأساسية التي كتبها (Davidson et al, 1978). كما أنها دفعت إلى مجموعة من التطورات الإحصائية، وأبرزها مفهوم التكامل المشترك (Engle & Granger 1987)، والذي طور فيما بعد حسب مفهوم (Johansen, 1988), (Johansen & Juselius, 1990).

في الواقع، العديد من الدراسات تشير انه عند تقدير النماذج الهيكلية، فإن التجربة العملية هي أن صياغة نموذج تصحيح الخطأ توفر إطارا ممتازا يمكن من خلاله تطبيق كل من معلومات البيانات والمعلومات التي يمكن الحصول عليها من النظرية الاقتصادية. ويثير هذا الطرح بحقيقة أن نجاح هذا المبدأ بالرغم من عدم وجود أي إجماع حول ما يحدد بالضبط نموذج تصحيح الخطأ. كما تم تفسير فكرة نموذج تصحيح الخطأ على أنها طريقة لتعديل (تصحيح او تكييف) أداة السياسة للحفاظ على متغير مستهدف يكون قريبا من قيمته المرغوبة.

I. مفهوم التكامل المشترك Concept of Cointegration

سوف نقوم بإعطاء بعض المفاهيم الضرورية حول تقنية التكامل المشترك والتي منها (Charpentier, 2006, p. 6):

- تحليل التكامل المشترك يسمح بتحديد العلاقة المشتركة بين عدة متغيرات. تم طرح هذا المفهوم سنة (Granger & Newbold, 1974) تحت اسم "الانحدارات الزائفة، ثم تم إضفاء الطابع الرسمي عليه من قبل (Engle & Granger, 1987)، وأخيرا بواسطة Johansen في سنتي 1991 و1995.
- تكون السلسلة Y_t متكاملة من الدرجة d $(d \geq 1)$ إذا كان $\Delta^{d-1}Y_t$ غير مستقر و $\Delta^{d}Y_t$ مستقر. اذن تكون السلسلة مستقرة من الدرجة 0.
- لتكن السلسلة X_t مستقرة والسلسلة Y_t متكاملة من الدرجة 1، اذن يكون $(X_t + Y_t)$ متكامل من الدرجة 1. ومع ذلك إذا كانت السلسلتان X_t, Y_t متكاملتان من الدرجة d فان $(X_t + Y_t)$ متكامل من الدرجة d. أي مستقر (في حالة إلغاء الاتجاهين العامين لبعضها البعض).

1. خصائص درجة التكامل المشترك لسلسلة زمنية

تكون السلسلة متكاملة من الدرجة d: $X_t \to I(d)$ إذا تم تفريقها d مرة من اجل جعلها مستقرة. لتكن سلسلة زمنية X_{1t} مستقرة وسلسلة زمنية X_{2t} متكاملة من الدرجة 1 (Bourbonnais, 2015, pp. 299-300):

$$\begin{array}{l} X_{1t} \to I(0) \\ X_{2t} \to I(1) \end{array} \Rightarrow X_{1t} + X_{2t} \to I(1)$$

السلسلة: $Y_t = X_{1t} + X_{2t}$ غير مستقرة لأنها ناتجة عن مجموع سلسلة زمنية مستقرة والأخرى بها اتجاه عام.

لتكن السلسلتان X_{1t}, X_{2t} متكاملتين من الدرجة d:

$$\begin{array}{l} X_{1t} \to I(d) \\ X_{2t} \to I(d) \end{array} \Rightarrow X_{1t} + X_{2t} \to I(?)$$

اذن، فماهي درجة تكامل التوليفة الخطية: $\alpha X_t + \beta Y_t \to I(?)$. في الواقع النتيجة تعتمد على إشارة المعاملين α, β ووجود ديناميكية غير مستقرة مشتركة.

إذا كانت:

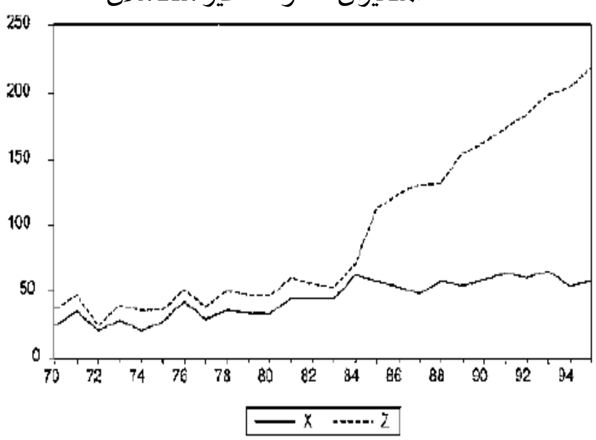
$$\begin{array}{l} X_{1t} \to I(d) \\ X_{2t} \to I(d') \quad d \neq d' \end{array} \Rightarrow X_{1t} + X_{2t} \to I(?)$$

فانه من غير المؤكد استنتاج درجة التكامل لمجموع السلسلتين لانهما من درجتين مختلفتين.

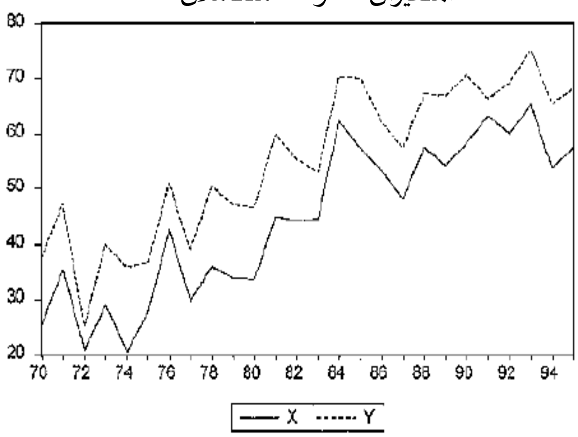
لتكن السلسلتين الزمنيتين: X,Y لهما اتجاهين عامين:

- في الحالة الأولى، السلسلتان لهما اتجاه ثابت يتطور عبر الزمن في الفترة الأولى ثم اتجاه متباعد في الفترة الثانية. اذن السلسلتين غير متكاملتين وهذا ما يوضحه الشكل البياني 1.
- في الحالة الثانية، يكون للسلسلتين اتجاه ثابت يتطور عبر الزمن طوال الفترة بأكملها، وهنا تكون السلسلتين متكاملتين، أي هناك تطور متزامن طويل الاجل وهذا ما يوضحه الشكل البياني 2.

المتغيران X و Y غير متكاملان



المتغيران X و Y متكاملان



المصدر: (Bourbonnais, 2015, p. 300)

2. شروط التكامل المشترك

نقول ان السلسلتين X_t و Y_t متكاملتين إذا تحقق الشرطان التاليان (Bourbonnais, 2015, p. 301):

- إذا تضمنا اتجاها عاما عشوائيا بنفس درجة التكامل d.
- توليفة خطية للسلسلتين تسمح بالحصول على سلسلة ذات درجة تكامل اقل.

ليكن:

$$X_t \rightarrow I(d)$$
$$Y_t \rightarrow I(d)$$

بحيث:

$$\alpha_1 X_t + \alpha_2 Y_t \rightarrow I(d-b)$$

مع: $d \geq b \succ 0$

ونرمز بـ: $X_t, Y_t \rightarrow CI(d,b)$

حيث: يسمى $[\alpha_1, \alpha_2]$ بشعاع التكامل المشترك.

في الحالة العامة لـ: k متغير، فان:

$$X_{1t} \rightarrow I(d)$$
$$X_{2t} \rightarrow I(d)$$
$$\ldots$$
$$X_{kt} \rightarrow I(d)$$

نشير الى: $X_t = \left[X_{1t}, X_{2t}......X_{kt}\right]$

إذا وجد شعاع التكامل المشترك $\alpha = \left[\alpha_1\ \alpha_2 \ldots \alpha_k\right]$ ذو البعد $(k \times 1)$ بحيث $\alpha X_t \rightarrow I(d-b)$ ، فان عدد المتغيرات k لها تكاملا مشتركا وشعاع التكامل المشترك هو α. نضع: $X_t \rightarrow CI(d,b)$ مع: $b \succ 0$.

3. نموذج تصحيح الخطأ Error Correction Model (ECM)

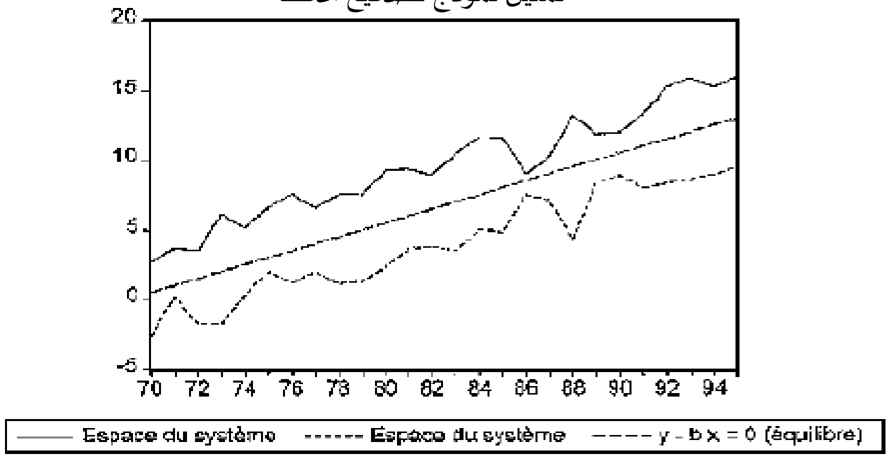
تم تقديم ما يسمى بنماذج تصحيح الخطأ في أوائل الثمانينيات، من قبل Hendry على وجه الخصوص. تتيح هذه النماذج الديناميكية دمج التغييرات طويلة الاجل وقصيرة الاجل للمتغيرات (Charpentier, 2006, pp. 8-9). لنعتبر المتغيرين: X_t و Y_t المتكاملين من نفس الدرجة 1 حيث: $X_t, Y_t \rightarrow CI(1,1)$ ، و $\left[\beta -1\right]$ (نضع $\beta = \frac{\alpha_1}{\alpha_2}$ أي $(\beta X_t - Y_t \rightarrow I(0)$) هو شعاع التكامل المشترك. في هذا النوع من المواصفات، كون أن السلسلتين متكاملتين وغير مستقرتين يزيد من مشكلة التقدير. الجودة الإحصائية الجيدة للنموذج (القيمة المرتفعة لـ: R^2 ، والمعنوية الإحصائية للمعاملات) ترجع الى حقيقة ان السلسلتين غير مستقرتين (أي هناك تكامل مشترك). في الانحدار المباشر لـ: Y_t على X_t - هذا عندما يكون: $X_t, Y_t \rightarrow CI(1,1)$ - وبالتالي استخدام هذا النموذج لأغراض التنبؤ فانه يكون غير صالح، لأنه في الواقع، العلاقة المفسرة التي كشف عنها بواسطة الانحدار ليست حقيقية، إنها ببساطة ناتجة عن علاقة بين اتجاهين.

بالتالي، تكمن المشكلة من ناحية، في إزالة علاقة التكامل المشترك (الاتجاه المشترك)، ومن ناحية أخرى، بالبحث عن الارتباط الحقيقي بين المتغيرين: وهذا هو هدف نموذج تصحيح الخطأ ECM وهذا النموذج على حد السواء (يعمل على جمع) هو نموذج ثابت $\left(\beta_1 \Delta X_1\right)$ ونموذج ديناميكي $\left(\beta_2 (Y_{t-1} - \beta_1 X_{t-1})\right)$. وعليه يمكن كتابة العلاقة التالية (Bourbonnais, 2015, pp. 301-302):

$$\begin{array}{llll} \Delta Y = & \beta_1 \Delta X_t & + \beta_2 (Y_{t-1} - \beta_1 X_{t-1}) \\ I(0) & I(0) & I(0) \end{array}$$

من خلال العلاقة طويلة الاجل، فان نموذج تصحيح الخطأ يعمل على دمج التقلبات قصيرة الاجل. المعامل: β_2 (يجب أن يكون سالبا) ويمثل قوة الجذب (العودة او سرعة التعديل) نحو التوازن في المدى الطويل.

تمثيل نموذج تصحيح الخطأ



المصدر: (Bourbonnais, 2015, p. 301)

يوضح هذا الشكل العلاقة طويلة الاجل X_t و Y_t : $(Y_t - \beta X_t = 0)$ ومعادلة الخط المستقيم تمثل خط التوازن طويل الاجل للنظام، يتم تعريف منطقة تطور النظام خارج التوازن (ديناميكيات المدى القصير) من خلال الخطأ الملاحظ بين X_{t-1} و Y_{t-1}.

4. ملخص إجراء التقدير

الخطوات الرئيسية المتعلقة بتقدير نموذج تصحيح الخطأ المتعد VECM هي (Bourbonnais, 2015, p. 314):

- **الخطوة 1:** تحديد عدد التأخيرات P (فترة التباطؤ) للنموذج (في المستوى أو باللوغاريتم للسلاسل الزمنية) وفقا لمعايير AIC أوSC.
- **الخطوة 2:** تقدير المصفوفة π والقيام باختبار Johansen مما يسمح بمعرفة عدد علاقات التكامل المشترك (تقترح البرامج عددا معينا من المواصفات البديلة، مثل وجود الثابت في علاقة التكامل المشترك، تقييد الثابت، وجود اتجاه محدد.......).
- **الخطوة 3:** تحديد علاقات التكامل المشترك، أي العلاقات طويلة المدى بين المتغيرات.
- **الخطوة 4:** التقدير بطريقة المعقولية العظمى نموذج تصحيح الخطأ المتعدد VECM، والتحقق من صحته باستخدام الاختبارات المعتادة: معنوية المعاملات والتحقق من أن البواقي المقدرة هي تشويش ابيض (اختبار: Ljung-Box)، اختبارات ضعف المتغيرات الخارجية.

- **الخطوة 5:** وهي الخطوة الاخيرة، حيث يمكننا التحقق من أن تقدير بطريقة OLS للعلاقة طويلة الاجل تعطي نتائج متشابهة تقريبا (من حيث معنوية المعلمات المقدرة) مع تلك التي تم الحصول عليها من خلال طريقة المعقولية العظمى.

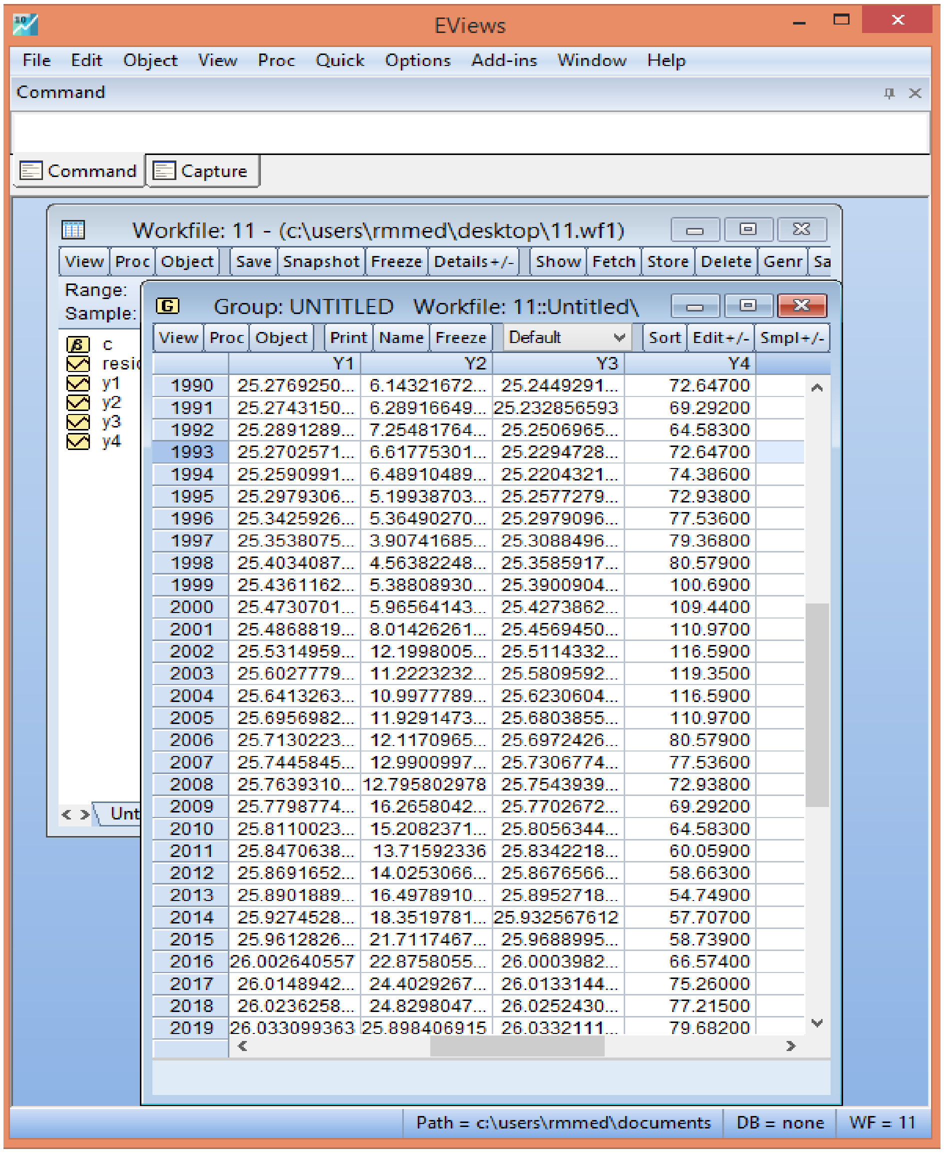
II. تطبيق حالة عملية للتكامل المشترك ونموذج تصحيح الخطأ على برنامج EViews

نأخذ المثال العملي 11 المتعلق بثلاث متغيرات: Y_1, Y_2, Y_3, Y_4 للفترة الزمنية: 1990-2019 الموضحة في الجدول اسفله، والمطلوب هو نمذجة قياسية لهذه المتغيرات باستخدام برنامج Eviews

t	Y_1	Y_2	Y3	Y4
1990	25.2769250846235	6.1432167218921	25.2449291801560	72.647
1991	25.2743150034177	6.2891664910387	25.2328565929925	69.292
1992	25.2891289402591	7.25481764444156	25.2506965337448	64.583
1993	25.2702571098602	6.61775301930963	25.2294728895520	72.647
1994	25.2590991955103	6.48910489572955	25.2204321796917	74.386
1995	25.2979306230654	5.199387035094851	25.2577279142387	72.938
1996	25.3425926774223	5.36490270870533	25.297909689173	77.536
1997	25.3538075356479	3.90741685713155	25.3088496286091	79.368
1998	25.4034087592348	4.56382248155228	25.3585917548498	80.579
1999	25.4361162227835	5.38808930151893	25.3900904369435	100.69
2000	25.4730701597774	5.9656414324388	25.4273862216872	109.44
2001	25.4868819710521	8.0142626190777	25.4569450239287	110.97
2002	25.5314959324589	12.1998005751066	25.5114332092128	116.59
2003	25.6027779428612	11.2223232454183	25.5809592718614	119.35
2004	25.6413263886811	10.9977789663547	25.6230604478800	116.59
2005	25.6956982653889	11.9291473836373	25.6803855144993	110.97
2006	25.7130223386977	12.1170965527408	25.6972426315657	80.579
2007	25.7445845216522	12.9900997234894	25.7306774076519	77.536
2008	25.7639310638962	12.7958029780004	25.7543939342693	72.938
2009	25.7798774401053	16.2658042307582	25.7702672834256	69.292
2010	25.8110023598895	15.2082371852454	25.8056344272628	64.583
2011	25.8470638259119	13.7159233600267	25.8342218841148	60.059
2012	25.8691652736861	14.0253066800965	25.867656660201	58.663
2013	25.8901889568292	16.4978910558094	25.895271827234	54.749
2014	25.9274528091253	18.351978169788	25.9325676119777	57.707
2015	25.9612826024176	21.7117467807844	25.9688995412251	58.739
2016	26.0026405570047	22.8758055282729	26.0003982082844	66.574
2017	26.0148942564636	24.402926703468	26.013314433551	75.26
2018	26.0236258878445	24.8298047144753	26.0252430044163	77.215
2019	26.0330993630228	25.8984069149705	26.0332111740654	79.682

الحل

▪ بعد تفريغ البيانات في EViews كما رأينا طريقة إدخالها سابقا، نقوم بدراسة استقرارية[1] هذه السلاسل الزمنية، كما وضحنا سابقا (راجع أيضا الفصل الخامس الخاص بالتنبؤ بطريقة Box-Jenkins)



	Y1	Y2	Y3	Y4
1990	25.2769250...	6.14321672...	25.2449291...	72.64700
1991	25.2743150...	6.28916649...	25.232856593	69.29200
1992	25.2891289...	7.25481764...	25.2506965...	64.58300
1993	25.2702571...	6.61775301...	25.2294728...	72.64700
1994	25.2590991...	6.48910489...	25.2204321...	74.38600
1995	25.2979306...	5.19938703...	25.2577279...	72.93800
1996	25.3425926...	5.36490270...	25.2979096...	77.53600
1997	25.3538075...	3.90741685...	25.3088496...	79.36800
1998	25.4034087...	4.56382248...	25.3585917...	80.57900
1999	25.4361162...	5.38808930...	25.3900904...	100.6900
2000	25.4730701...	5.96564143...	25.4273862...	109.4400
2001	25.4868819...	8.01426261...	25.4569450...	110.9700
2002	25.5314959...	12.1998005...	25.5114332...	116.5900
2003	25.6027779...	11.2223232...	25.5809592...	119.3500
2004	25.6413263...	10.9977789...	25.6230604...	116.5900
2005	25.6956982...	11.9291473...	25.6803855...	110.9700
2006	25.7130223...	12.1170965...	25.6972426...	80.57900
2007	25.7445845...	12.9900997...	25.7306774...	77.53600
2008	25.7639310...	12.795802978	25.7543939...	72.93800
2009	25.7798774...	16.2658042...	25.7702672...	69.29200
2010	25.8110023...	15.2082371...	25.8056344...	64.58300
2011	25.8470638...	13.71592336	25.8342218...	60.05900
2012	25.8691652...	14.0253066...	25.8676566...	58.66300
2013	25.8901889...	16.4978910...	25.8952718...	54.74900
2014	25.9274528...	18.3519781...	25.932567612	57.70700
2015	25.9612826...	21.7117467...	25.9688995...	58.73900
2016	26.002640557	22.8758055...	26.0003982...	66.57400
2017	26.0148942...	24.4029267...	26.0133144...	75.26000
2018	26.0236258...	24.8298047...	26.0252430...	77.21500
2019	26.033099363	25.898406915	26.0332111...	79.68200

- نطبق اختبار philps-perron حيث تحصلنا على النتائج التالية[2]:

[1] كذلك نذكر دوما انه قبل دراسة الاستقرارية، بأنه هناك خطوات فنية واختبارات قبلية لابد من دراستها مثلا انه إذا كانت قيم السلاسل الزمنية كبيرة وجب ادخال اللوغاريتم النيبري عليها لاجل تحويلها من قيم حدية مطلقة الى قيم نسبية لاجل التعبير عليها بشكل مرونات اثناء عملية التقدير وهل هناك خطية السلاسل الزمنية من عدمها مع دراسة الاختبارات الهيكلية وغيرها من الفنيات اللازمة.

[2] من الأفضل تطبيق اختبارين على الأقل في كشف جذر الوحدة وحسب الحاجة الرياضية والمنطقية اللازمة في بنية السلسلة الزمنية. فاذا وجدنا تناقض بين نتائج الاختبارين من الأفضل ان نرجع باختبار ثالث للتاكد التام.

Variables	Phillips-Perron's Unit Root Test Statistics		
	Intercept & trend	Intercept	Non
Y1	-2.696206 (0.2452)	- -	- -
D(Y1)	-3.500754 (0.0587)	-3.688596 (0.0100) **,***	- -
Y2	-1.675445 (0.7363)	- -	- -
D (Y2)	-5.081138 (0.0017)	- -	-3.853767 (0.0004) *. **,***
Y3	-2.735982 (0.2306)	- -	- -
D(Y3)	-3.387417 (0.0734)	-3.578135 (0.0130) **,***	- -
Y4	-1.613129 (0.7628)	- -	-0.248592 (0.5879)
D(Y4)	-3.530404 (0.0553)	- -	-3.047363 (0.0036) *. **,***

Note: *, **, *** represents significant at 1%, 5% and 10%

- لاحظ قد اعتمدنا نفس المنهجية في دراسة الاستقرارية (المثال 9، 10) لسلسلة كل متغير وهذا لاجل تحديد نوعية السلسلة الزمنية على انها سيرورة عشوائية DS او سلسلة تحديدية DT، لأننا سوف نحتاج الى هذا الحكم عند دراسة التكامل المشترك ونموذج تصحيح الخطأ.
- القيم المحسوبة تمثل قيم Adj. t-Stat اما القيم التي هي مابين قوسين تمثل القيم الاحتمالية *.Prob مع ان سلاسل المتغيرات هذه استقرت عند اخذ التفاضلات الأولى لها، علما ان هذه السيرورات كلها عشوائية DS.

▪ الآن نأتي الى تحديد درجة التأخر المثلى مثلما رأينا في دراسة نموذج VAR للمثال 10، حيث ننقر أولا على سلسلة المتغير Y1 ونضغط بعد ذلك على الزر Ctrl وننقر على سلسلة المتغير Y2 لاضافتها الى خياراتنا ثم أيضا Y3 وبعده المتغير Y4[1]، ثم نضغط بيمين زر الماوس ونختار الامر:

Open ⟶ as VAR⟶VAR type⟶Standard VAR⟶OK⟶ View⟶Lag Structure ⟶ Lag length Criteria⟶OK

[1] يمكن العكس باختيار مثلا المتغير Y2 أولا ثم المتغير Y1 ثم المتغير Y3 وبعدها المتغير Y4 او العكس لان هنا الترتيب غير مهم، لانها تعتبر كلها متغيرات داخلية.

Var: UNTITLED Workfile: 11::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

VAR Lag Order Selection Criteria
Endogenous variables: Y1 Y2 Y3 Y4
Exogenous variables: C
Date: 11/13/21 Time: 21:13
Sample: 1990 2019
Included observations: 28

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-81.42492	NA	0.005250	6.101780	6.292095	6.159961
1	57.00832	227.4260*	8.49e-07*	-2.643452*	-1.691877*	-2.352546*
2	68.25561	15.26418	1.29e-06	-2.303972	-0.591138	-1.780342

* indicates lag order selected by the criterion
LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)
FPE: Final prediction error
AIC: Akaike information criterion
SC: Schwarz information criterion
HQ: Hannan-Quinn information criterion

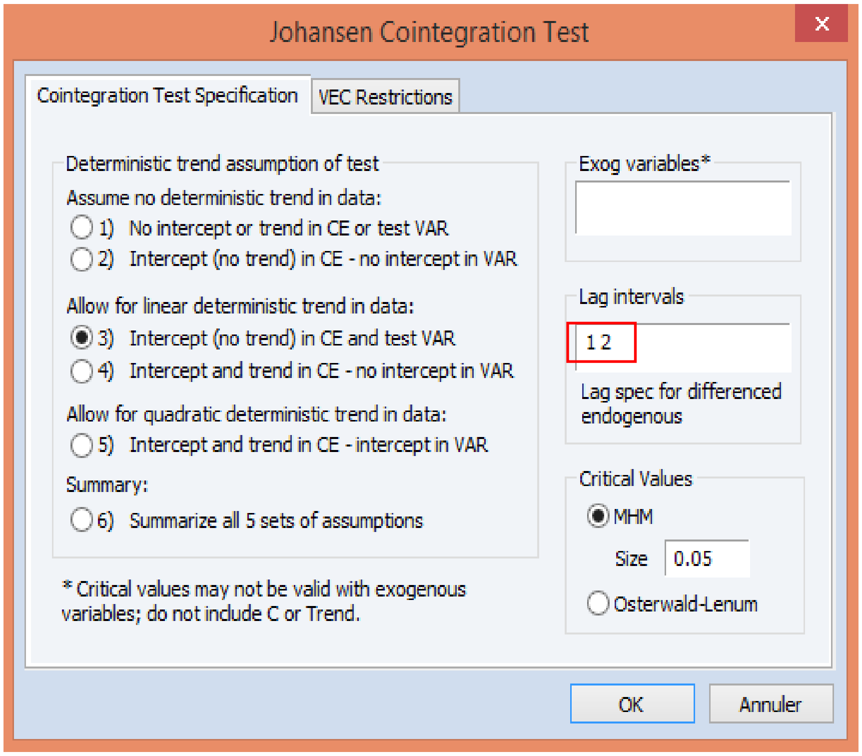
- لاحظ ان كل المعايير: LR , FPE , AIC , SC, HQ تحددت بفترة ابطاء واحدة وعليه فان مجال الابطاء المناسب هو [1 1].

- النقطة الموالية تتمثل في دراسة التكامل المشترك Cointegration بين المتغيرات، فاذا وجدت علاقة تكامل مشترك واحدة، أي توليفة خطية بين المتغيرات، فاننا ننتقل الى دراسة نموذج تصحيح الخطأ المتعدد VECM، وان لم تكن فننتقل الى دراسة نموذج متجه الانحدار الذاتي VAR غير المقيد Unrestricted VAR. باستعمال نفس الخطوات في المثال السابق 10، سوف نحدد على سلاسل المتغيرات Y1, Y2, Y3, Y4 معا ونتبع[1]:

Open ⟶ as Group⟶View⟶ Cointegration Test ⟶ Johansen Cointegration Test

- يظهر لنا المربع الحواري ادناه:

[1] او مباشرة من نافذة درجة التأخير نتبع الايعاز: View⟶ Cointegration Test، حيث نتحصل المربع الحواري الخاص بـ: Johansen Cointegration Test



- نوضح هذه المخرجات:

- لاحظ مجال التباطؤ والمعطى بـ: [1 2]، سوف نغيره الى [1 1]، لان فترة الابطاء المثلى قد تحددت بفترة ابطاء واحدة وهذا على أساس جل المعايير السابقة: LR , FPE , AIC , SC, HQ
- هناك 05 مواصفات اقترحها Johansen تتعلق بأشعة التكامل المشترك أو بما يسمى بالتحديد لسلاسل VAR، لقد تم شرحها سابقا (راجع المثال السابق 10)، حيث وجدنا حسب نتائج اختبار PP ان سيرورات المتغيرات كلها سيرورات عشوائية DS تتضمن سلسلتين بوجود معنوية الحد الثابت فيهما، وبالتالي فان الخيار لـ 05 هذه المواصفات سوف يكون الاختيار الثاني، أي عدم وجود الاتجاه الخطي في السلاسل، ولكن يوجد الثابت في علاقات التكامل المشترك (لا يوجد الثابت في متجه الانحدار الذاتي VAR).

- نضغط على OK، فنتحصل على مخرجات التكامل المشترك ادناه:

Date: 11/13/21 Time: 21:20
Sample (adjusted): 1992 2019
Included observations: 28 after adjustments
Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)
Series: Y1 Y2 Y3 Y4
Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.737054	61.89596	54.07904	0.0086
At most 1	0.366952	24.49333	35.19275	0.4314
At most 2	0.208544	11.69146	20.26184	0.4768
At most 3	0.167790	5.142781	9.164546	0.2682

Trace test indicates 1 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.737054	37.40263	28.58808	0.0029
At most 1	0.366952	12.80187	22.29962	0.5760
At most 2	0.208544	6.548676	15.89210	0.7242
At most 3	0.167790	5.142781	9.164546	0.2682

Max-eigenvalue test indicates 1 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b'*S11*b=I):

Y1	Y2	Y3	Y4	C
104.9433	0.447179	-110.1788	-0.053656	128.6969
214.0486	-0.035966	-201.7062	-0.024785	-318.0095
-38.57431	0.160202	29.79933	-0.006633	224.5791
26.56214	0.049360	-26.87054	0.042212	2.845969

Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):

D(Y1)	-0.008548	-0.000200	0.006968	-0.002061
D(Y2)	-0.555193	0.291697	-0.288571	-0.406945
D(Y3)	-0.011246	0.001868	0.006189	-0.001413
D(Y4)	3.205613	2.951071	1.183826	-1.426822

1 Cointegrating Equation(s):	Log likelihood	56.00895		
Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)				
Y1	Y2	Y3	Y4	C
1.000000	0.004261	-1.049889	-0.000511	1.226347
	(0.00071)	(0.01622)	(8.0E-05)	(0.40796)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)	
D(Y1)	-0.897087
	(0.36895)
D(Y2)	-58.26383
	(28.7659)
D(Y3)	-1.180226
	(0.34613)
D(Y4)	336.4077
	(148.818)

2 Cointegrating Equation(s):	Log likelihood	62.40988		
Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)				
Y1	Y2	Y3	Y4	C
1.000000	0.000000	-0.946418	-0.000131	-1.382804
		(0.00556)	(8.3E-05)	(0.14437)
0.000000	1.000000	-24.28233	-0.089293	612.3114
		(1.77764)	(0.02644)	(46.1794)

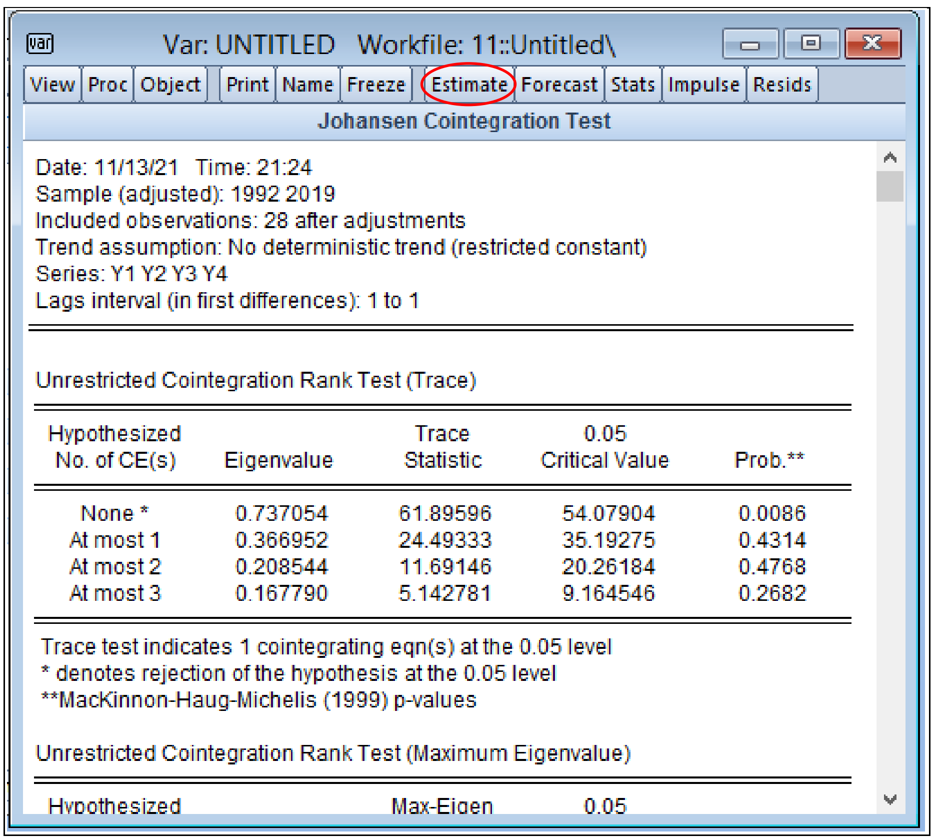
Adjustment coefficients (standard error in parentheses)		
D(Y1)	-0.939846	-0.003815
	(0.83806)	(0.00158)
D(Y2)	4.173546	-0.258762
	(63.7159)	(0.11991)
D(Y3)	-0.780485	-0.005096
	(0.78078)	(0.00147)
D(Y4)	968.0804	1.327346
	(304.572)	(0.57317)

3 Cointegrating Equation(s):	Log likelihood	65.68422		
Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)				
Y1	Y2	Y3	Y4	C
1.000000	0.000000	0.000000	-0.001013	-25.94811
			(0.00842)	(0.62997)
0.000000	1.000000	0.000000	-0.111924	-17.96252
			(0.22304)	(16.6910)
0.000000	0.000000	1.000000	-0.000932	-25.95608
			(0.00891)	(0.66690)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)			
D(Y1)	-1.208623	-0.002699	1.189771
	(0.77307)	(0.00152)	(0.74192)
D(Y2)	15.30499	-0.304992	-6.265811
	(62.8877)	(0.12405)	(60.3537)
D(Y3)	-1.019228	-0.004105	1.046848
	(0.72695)	(0.00143)	(0.69766)
D(Y4)	922.4151	1.516998	-913.1629
	(302.720)	(0.59715)	(290.522)

- لاحظ انه انه توجد علاقة تكامل مشترك بين المتغيرات التي تعبر عن العلاقة التوازنية (تعبر عن سلوك المتشابه للمتغيرات والتي توافق النظرية الاقتصادية) وهذا بواسطة اختبار الأثر Trace Test، لانه توجد قيمة واحدة من إحصائية الاثر Trace Statistic على الاقل أكبر من القيمة الحرجة Critical Value عند مستوى المعنوية 05%، أي $54.07 \prec 61.89$ ، والتي تقابلها (تتوافق معها) أيضا القيمة الاحتمالية لها: $5\% \leq 0.0086$:**.Prob ، يؤكد هذه التوليفة الخطية لشعاع التكامل لمشترك اختبار القيمة الذاتية العظمى Maximum Eigenvalue بمعادلة واحدة .
- أيضا من هذه المخرجات، يمكننا استنتاج المعادلة التوازنية طويلة الاجل والتي تتمثل في المعادلة الأولى 1Cointegration Equation(s) المشار اليها باللون الأحمر في هذه المخرجات.

▪ نأتي الى خطوة تقدير نموذج تصحيح الخطأ، فمن خلال نافذة مخرجات التكامل المشترك نضغط على الامر Estimate [1]، كما يظهر في الشكل ادناه:


Var: UNTITLED Workfile: 11::Untitled\
View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids
Johansen Cointegration Test

Date: 11/13/21 Time: 21:24
Sample (adjusted): 1992 2019
Included observations: 28 after adjustments
Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)
Series: Y1 Y2 Y3 Y4
Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.737054	61.89596	54.07904	0.0086
At most 1	0.366952	24.49333	35.19275	0.4314
At most 2	0.208544	11.69146	20.26184	0.4768
At most 3	0.167790	5.142781	9.164546	0.2682

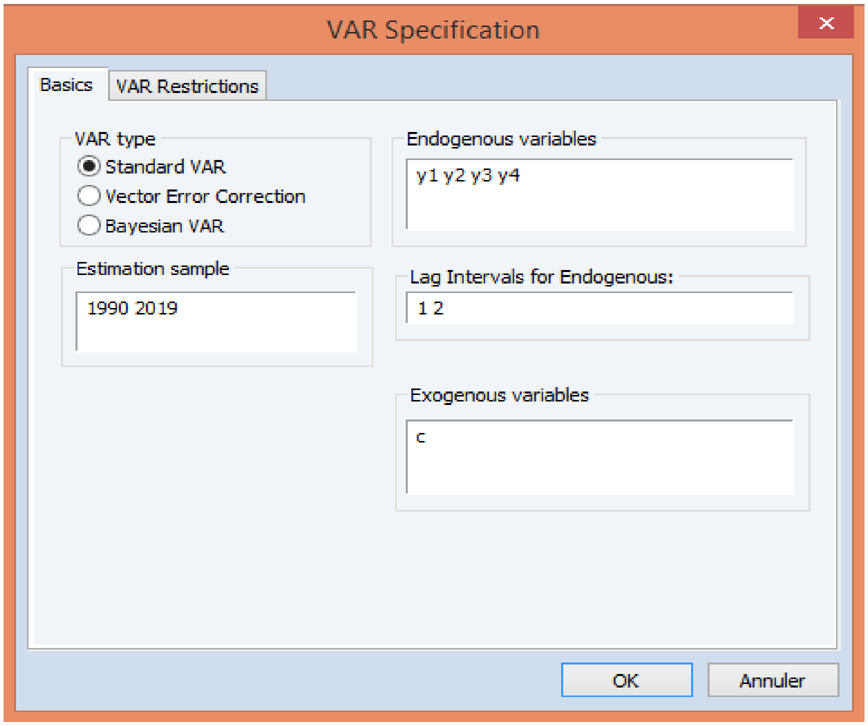
Trace test indicates 1 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

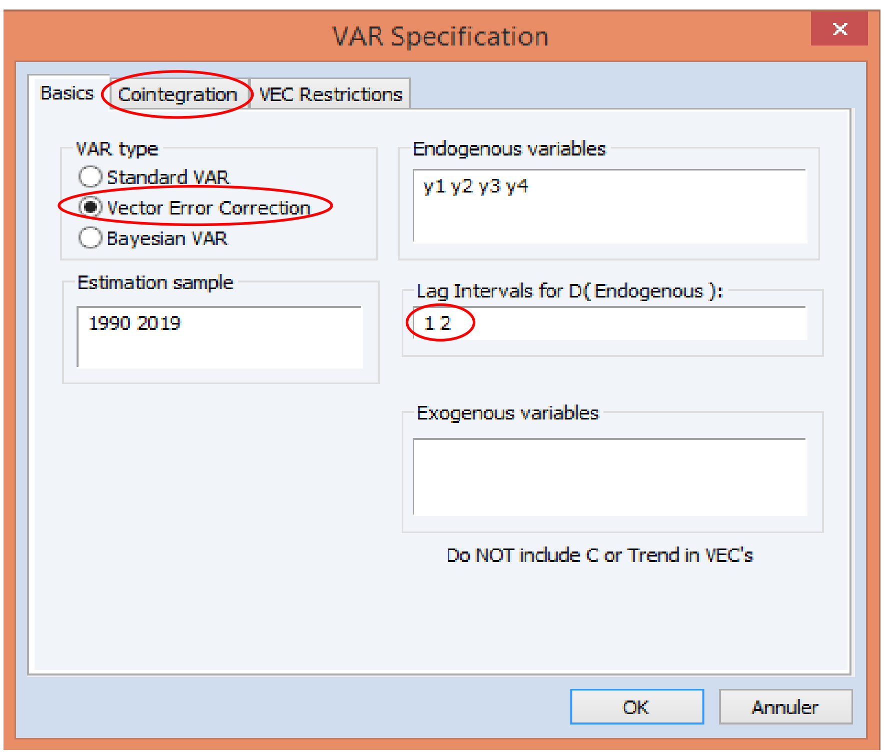
Hypothesized Max-Eigen 0.05

- نتحصل على المربع الحوار ادناه:

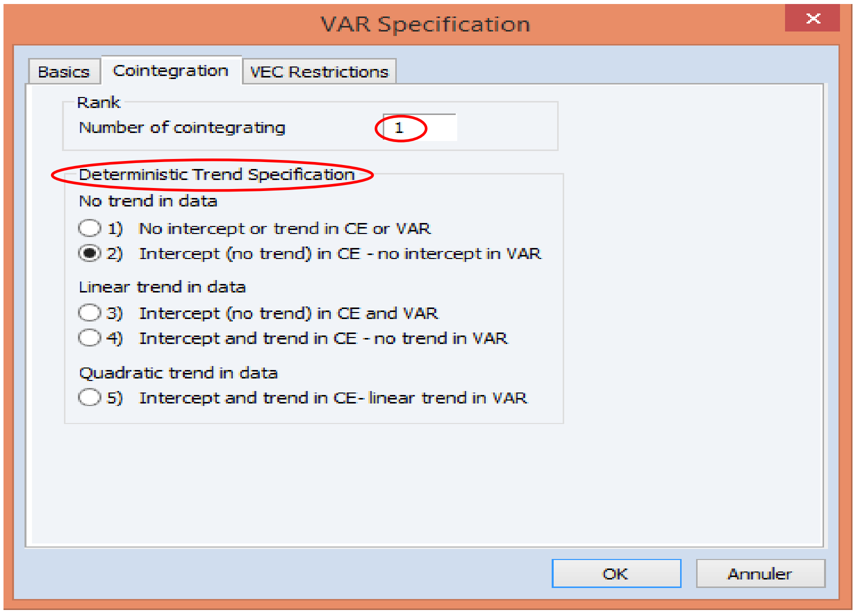
[1] او نحدد على المتغيرات الأربعة معا، ثم نضغط بيمين زر الماوس ونختار الامر: as VAR ⟶ Open او نتبع الامر الآخر: Open VAR⟶ One Window ⟶ Open Selected ⟶ View، حيث نتحصل المربع الحواري الخاص بـ: VAR Specification



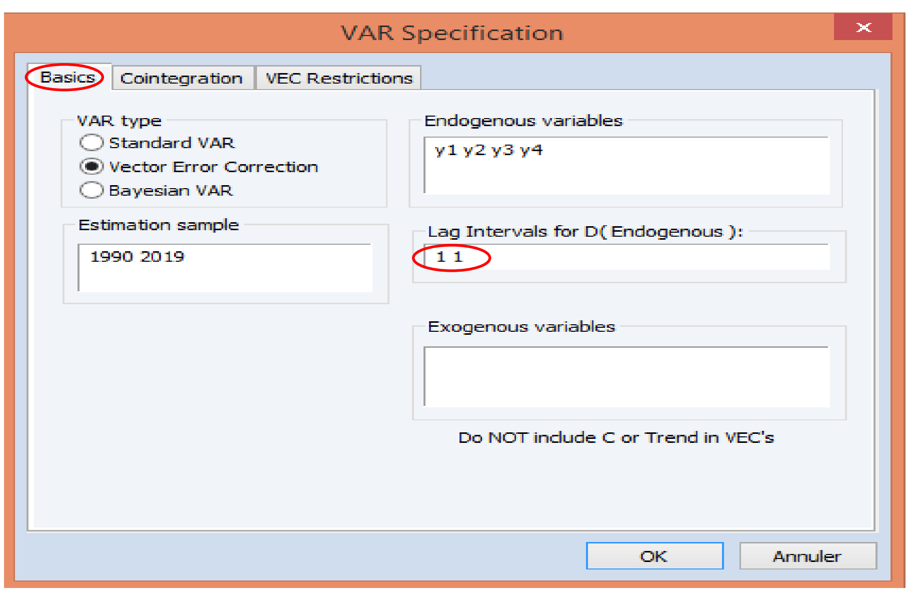
- نحدد على خيار نموذج تصحيح الخطأ Vector Error Correction، فنتحصل على المربع الحواري الجديد ادناه:



- نضغط على الإطار الخاص بـ: Cointegration، فنتحصل على المربع الحوار الجديد ادناه:



- لاحظ بأنه هناك خانة خاصة بإدخال عدد معادلات التكامل المشترك Number of Cointegration التي تحصلنا عليها من خلال اختبار التكامل المشترك، حيث هنا ندخلها بالعدد 1. كما قد وجدنا سابقاحسب نتائج اختبار PP بأن سيرورات المتغيرات كلها سيرورات عشوائية DS تتضمن سلسلتين بوجود معنوية الحد الثابت فيهما، وبالتالي فاننا نحدد على الاختيار الثاني، أي عدم وجود الاتجاه الخطي في السلاسل، ولكن يوجد الثابت في علاقات التكامل المشترك (لا يوجد الثابت في متجه الانحدار الذاتي VAR).
- نعود الى واجهة Basics ونعدل على فترة الابطاء من المجال [1 2]، الى [1 1]، الى المجال وهذا حسب درجة التأخير المناسبة التي حددناها سابقا كما يظهر ادناه:



- نضغط على OK، فنتحصل على مخرجات نموذج تصحيح الخطأ ادناه:

Vector Error Correction Estimates
Date: 11/13/21 Time: 21:39
Sample (adjusted): 1992 2019
Included observations: 28 after adjustments
Standard errors in ( ) & t-statistics in [ ]

القسم الاول

تمثل المعلمة المقدرة

تمثل الانحراف المعيار للمعلمة المقدرة

تمثل قيمة Student وعلى أساسها يمكن الحكم على معنوية المعلمة المقدرة

Cointegrating Eq:	CointEq1
Y1(-1)	1.000000
Y2(-1)	0.004261 (0.00071) [6.03035]
Y3(-1)	-1.049889 (0.01622) [-64.7409]
Y4(-1)	-0.000511 (8.0E-05) [-6.35773]
C	1.226347 (0.40796) [3.00608]

القسم الثاني

Error Correction:	D(Y1)	D(Y2)	D(Y3)	D(Y4)
CointEq1	-0.897087 (0.36895) [-2.43144]	-58.26383 (28.7659) [-2.02545]	-1.180226 (0.34613) [-3.40974]	336.4077 (148.818) [2.26053]
D(Y1(-1))	0.217753 (0.78066) [0.27893]	-19.32307 (60.8652) [-0.31747]	0.456384 (0.73238) [0.62315]	-193.6988 (314.882) [-0.61515]
D(Y2(-1))	0.002700 (0.00264) [1.02110]	0.102182 (0.20617) [0.49563]	0.002629 (0.00248) [1.05995]	0.602606 (1.06659) [0.56498]
D(Y3(-1))	-0.059785 (0.89564) [-0.06675]	-3.458407 (69.8297) [-0.04953]	-0.434893 (0.84025) [-0.51758]	383.9577 (361.259) [1.06283]
D(Y4(-1))	0.000191 (0.00046) [0.41599]	0.023552 (0.03579) [0.65799]	0.000346 (0.00043) [0.80355]	0.210837 (0.18518) [1.13855]
R-squared	0.207969	0.174807	0.294592	0.303720
Adj. R-squared	0.070224	0.031295	0.171913	0.182628
Sum sq. resids	0.007960	48.38737	0.007006	1295.058
S.E. equation	0.018604	1.450448	0.017453	7.503789
F-statistic	1.509814	1.218067	2.401314	2.508169
Log likelihood	74.58695	-47.38876	76.37460	-93.40776
Akaike AIC	-4.970497	3.742054	-5.098186	7.029126
Schwarz SC	-4.732603	3.979948	-4.860292	7.267020
Mean dependent	0.027099	0.700330	0.028584	0.371071
S.D. dependent	0.019293	1.473691	0.019179	8.299857

القسم الثالث

Determinant resid covariance (dof adj.)	4.72E-07
Determinant resid covariance	2.15E-07
Log likelihood	56.00895
Akaike information criterion	-2.214925
Schwarz criterion	-1.025456
Number of coefficients	25

- من خلال هذه المخرجات لدينا 03 اقسام:

- في القسم الأول: يمثل معادلة تصحيح الخطأ وهي معادلة الاجل الطويل التي هي نفسها المعادلة المتحصل عليه في التكامل المشترك، مع ملاحظة ان كل معالمها هي ذات معنوية إحصائية وذلك حسب إحصائية Student، حيث نجد ان:

$$t_{y\,2(-1)} = 6.03 \succ 1.96,\;\; t_{y\,3(-1)} = \left|-64.74\right| \succ 1.96,\;\; t_{y\,4(-1)} = \left|-6.35\right| \succ 1.96,\;\; t_c = 3 \succ 1.96$$

- القسم الثاني يتضمن جزئين، جزء خاص بمعامل (شرط) تصحيح الخطأ CointEq1 والذي يعبر عن العودة الى حالة التوازن (أي سرعة تصحيح الخطأ للعودة نحو التوازن او تصحيح الاختلال) والذي شرطه يجب ان يكون سلبي ومعنوي، حيث نجده هنا في هذا المثال: ECT=C(1)= -0.897087،أي تقريبا 89% من عدم التوازن في اختلال هذه المتغيرات للأجل الطويل يتم تصحيحها في الأجل القصير (السنة) بمعنى نحتاج تقريبا الى 1.11 سنة لتصحيح الاختلال والعودة الى الوضعية التوازنية. ومن ناحية المعنوية الإحصائية نجده: $t_{ECT} = |-2.43| \succ 1.96$. الجزء المتبقي فهو خاص بمعاملات المدى القصير.
- القسم الثالث فهوخاص بقراءة المشاكل القياسة، وان كانت نعتمد عليها بشكل خاص في جانب مفصل يكون أكثر وضوحا بدراسة صلاحية النموذج.

- لاحظ أيضا، انه قد توفرت لدينا 04 معادلات أخرى لكل من D(Y2), D(Y3), D(Y4) للاجل القصير، حيث انه تعتبر متغيرات داخلية. حيث نجد المعادلة المقدرة الأولى هي:

D(Y1) = - 0.897086885489*(Y1(-1) + 0.00426115026164*Y2(-1) - 1.04988896405*Y3(-1) - 0.00051128472768*Y4(-1) + 1.22634704276) + 0.217753081384*D(Y1(-1)) + 0.00270011571875*D(Y2(-1)) - 0.0597851004768*D(Y3(-1)) + 0.000190981184399*D(Y4(-1))

المعادلة المقدرة الثانية هي:

D(Y2) = - 58.263825606*(Y1(-1) + 0.00426115026164*Y2(-1) - 1.04988896405*Y3(-1) - 0.00051128472768*Y4(-1) + 1.22634704276) - 19.323071285*D(Y1(-1)) + 0.102181684936*D(Y2(-1)) - 3.45840681639*D(Y3(-1)) + 0.0235522618568*D(Y4(-1))

المعادلة المقدرة الثالثة هي:

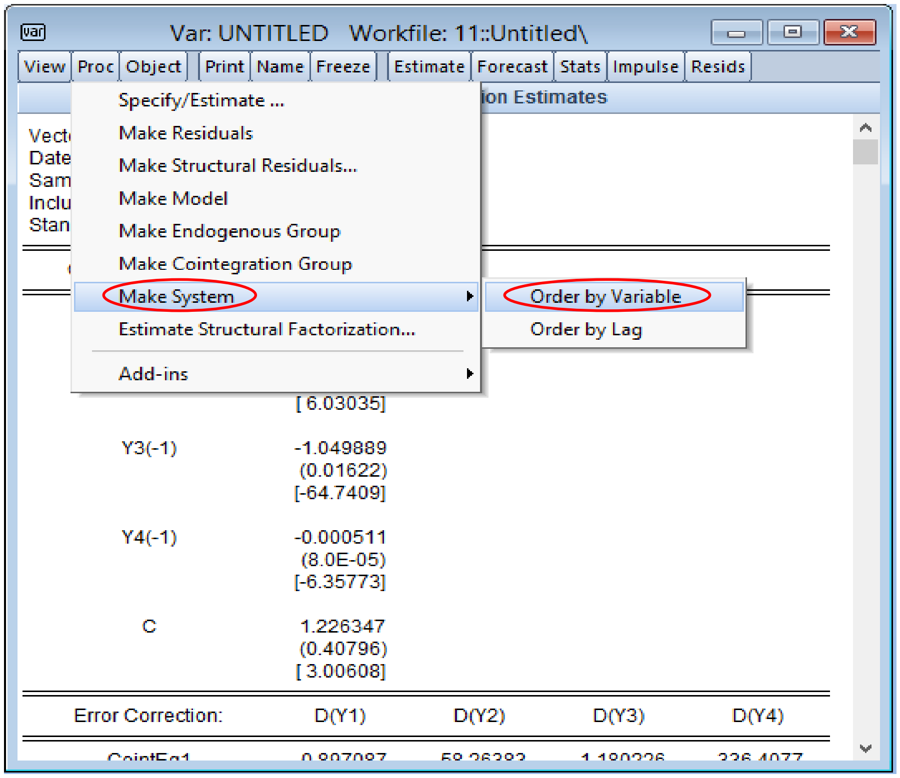
D(Y3) = - 1.18022613799*(Y1(-1) + 0.00426115026164*Y2(-1) - 1.04988896405*Y3(-1) - 0.00051128472768*Y4(-1) + 1.22634704276) + 0.45638383533*D(Y1(-1)) + 0.00262949075231*D(Y2(-1)) - 0.434892561695*D(Y3(-1)) + 0.000346094276823*D(Y4(-1))

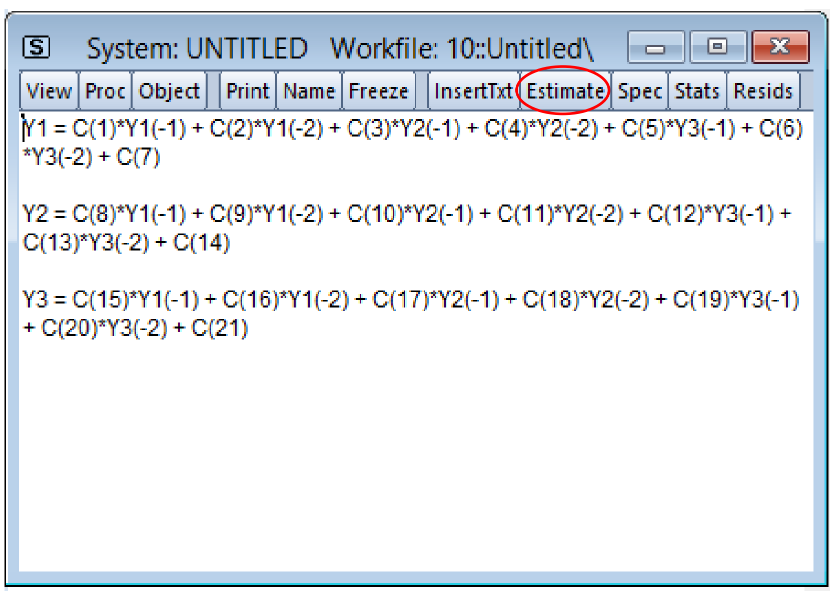
المعادلة المقدرة الرابعة هي:

D(Y4) = 336.40768947*(Y1(-1) + 0.00426115026164*Y2(-1) - 1.04988896405*Y3(-1) - 0.00051128472768*Y4(-1) + 1.22634704276) - 193.698761358*D(Y1(-1)) + 0.602606467773*D(Y2(-1)) + 383.957729399*D(Y3(-1)) + 0.210837216419*D(Y4(-1))

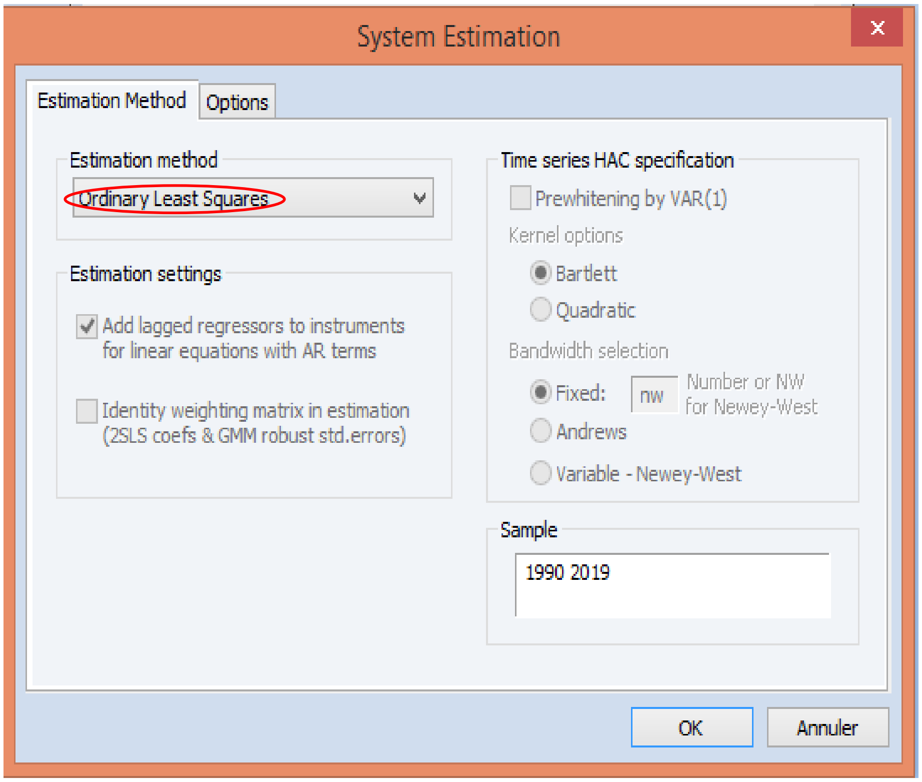
- لاحظ أيضا من خلال النموذج المقدر، بانه لايوفر لنا القيم الاحتمالية كما رأينها مثلا في متجه الانحدار الذاتي VAR، ولاجل الحصول عليها، فاننا نحول هذا النموذج الى شكل آخر عن طريق بما يسمى بـ: System أي نظام المعادلات ولاجل هذا نتبع الامر الآتي انطلاقا من النموذج المقدر كما هو موضح ادناه:

Proc ⟶ Make System ⟶ Order by Varaible





- نضغط على Estimate فنتحصل على المربع الحواري التالي:



- نلاحظ ان الطريقة المستعملة في التقدير هنا، هي طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية Ordinary Least Squares بناءً على خلو فرضياته من المشاكل القياسية والتي سنبينها فيما بعد (ويمكننا ان نغيرها حسب المشاكل القياسية). نضغط على OK فنتحصل على النتائج التالية:

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | InsertTxt | Estimate | Spec | Stats | Resids

System: UNTITLED
Estimation Method: Least Squares
Date: 11/26/21 Time: 18:07
Sample: 1992 2019
Included observations: 28
Total system (balanced) observations 112

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-0.897087	0.368953	-2.431437	0.0170
C(2)	0.217753	0.780662	0.278934	0.7809
C(3)	0.002700	0.002644	1.021102	0.3099
C(4)	-0.059785	0.895641	-0.066751	0.9469
C(5)	0.000191	0.000459	0.415988	0.6784
C(6)	-58.26383	28.76590	-2.025448	0.0457
C(7)	-19.32307	60.86525	-0.317473	0.7516
C(8)	0.102182	0.206167	0.495625	0.6213
C(9)	-3.458407	69.82973	-0.049526	0.9606
C(10)	0.023552	0.035794	0.657986	0.5122
C(11)	-1.180226	0.346134	-3.409738	0.0010
C(12)	0.456384	0.732379	0.623153	0.5347
C(13)	0.002629	0.002481	1.059951	0.2919
C(14)	-0.434893	0.840246	-0.517577	0.6060
C(15)	0.000346	0.000431	0.803549	0.4237
C(16)	336.4077	148.8183	2.260526	0.0261
C(17)	-193.6988	314.8821	-0.615147	0.5400
C(18)	0.602606	1.066592	0.564983	0.5735
C(19)	383.9577	361.2592	1.062832	0.2906
C(20)	0.210837	0.185180	1.138553	0.2578

Determinant residual covariance 2.15E-07

Equation: D(Y1) = C(1)*(Y1(-1) + 0.00426115026164*Y2(-1) - 1.04988896405*Y3(-1) - 0.00051128472768*Y4(-1) + 1.22634704276) + C(2)*D(Y1(-1)) + C(3)*D(Y2(-1)) + C(4)*D(Y3(-1)) + C(5)*D(Y4(-1))
Observations: 28

R-squared	0.207969	Mean dependent var	0.027099
Adjusted R-squared	0.070224	S.D. dependent var	0.019293
S.E. of regression	0.018604	Sum squared resid	0.007960
Durbin-Watson stat	1.954941		

Equation: D(Y2) = C(6)*(Y1(-1) + 0.00426115026164*Y2(-1) - 1.04988896405*Y3(-1) - 0.00051128472768*Y4(-1) + 1.22634704276) + C(7)*D(Y1(-1)) + C(8)*D(Y2(-1)) + C(9)*D(Y3(-1)) + C(10)*D(Y4(-1))
Observations: 28

R-squared	0.174807	Mean dependent var	0.700330
Adjusted R-squared	0.031295	S.D. dependent var	1.473691
S.E. of regression	1.450448	Sum squared resid	48.38737
Durbin-Watson stat	1.924780		

Equation: D(Y3) = C(11)*(Y1(-1) + 0.00426115026164*Y2(-1) - 1.04988896405*Y3(-1) - 0.00051128472768*Y4(-1) + 1.22634704276) + C(12)*D(Y1(-1)) + C(13)*D(Y2(-1)) + C(14)*D(Y3(-1)) + C(15)*D(Y4(-1))
Observations: 28

R-squared	0.294592	Mean dependent var	0.028584
Adjusted R-squared	0.171913	S.D. dependent var	0.019179
S.E. of regression	0.017453	Sum squared resid	0.007006
Durbin-Watson stat	1.901676		

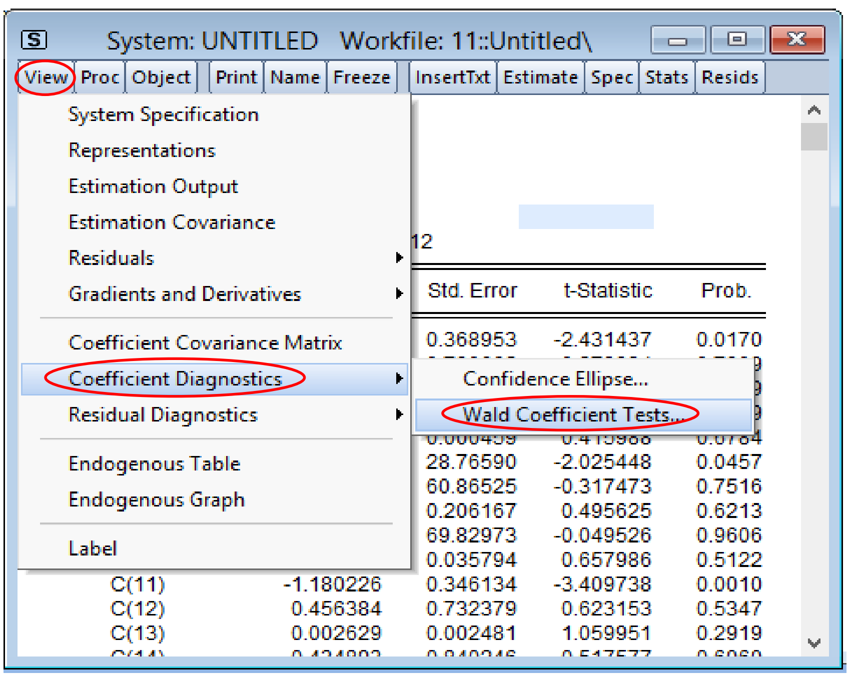
Equation: D(Y4) = C(16)*(Y1(-1) + 0.00426115026164*Y2(-1) - 1.04988896405*Y3(-1) - 0.00051128472768*Y4(-1) + 1.22634704276) + C(17)*D(Y1(-1)) + C(18)*D(Y2(-1)) + C(19)*D(Y3(-1)) + C(20)*D(Y4(-1))
Observations: 28

R-squared	0.303720	Mean dependent var	0.371071
Adjusted R-squared	0.182628	S.D. dependent var	8.299857
S.E. of regression	7.503789	Sum squared resid	1295.058
Durbin-Watson stat	2.290084		

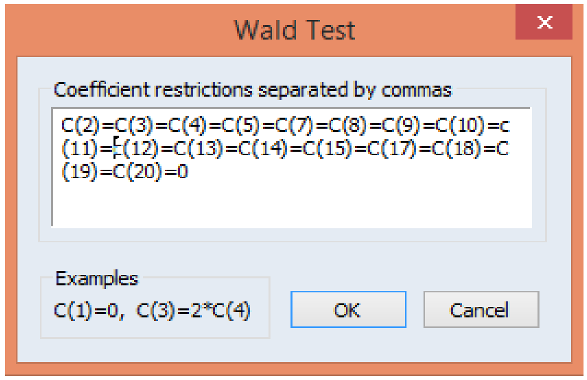
نلاحظ من خلال هذه المخرجات بان النموذج قد توفر على 04 معادلات مقدرة بواسطة طريقة OLS والتي تعبر عن متغيرات الدراسة Y1, Y2, Y3, Y4، حيث كل متغير مستقل يعتبر بدوره متغير داخلي. كما نلاحظ انه وفر لنا القيمة الاحتمالية لمعامل سرعة تصحيح الخطأ والتي هي: $Prob.: 0.0170 \leq 5\%$ ، كما وفر ايضا بعض نتائج التشخيص للحكم على صلاحية النموذج المقدر مثل قيمة R^2، DW....

- لاحظ ان العديد من المعلمات المقدرة هي ليست معنوية: C(2), C(3), C(4), C(5), C(7), C(8), C(9), C(10), C(12), C(13), C(14), C(15), C(17), C(18), C(19), C(20) لان قيمها الاحتمالية اكبر من القيمة الحرجة 05% التي تتوافق أيضا مع قيم Student على انها اقل من القيمة الجدولية 1.96، وعليه سوف نقوم بتشخيص المعاملات بواسطة اختبار Wald، حيث نتبع الامر انطلاقا من نافذة نتائج التقدير الأخيرة:

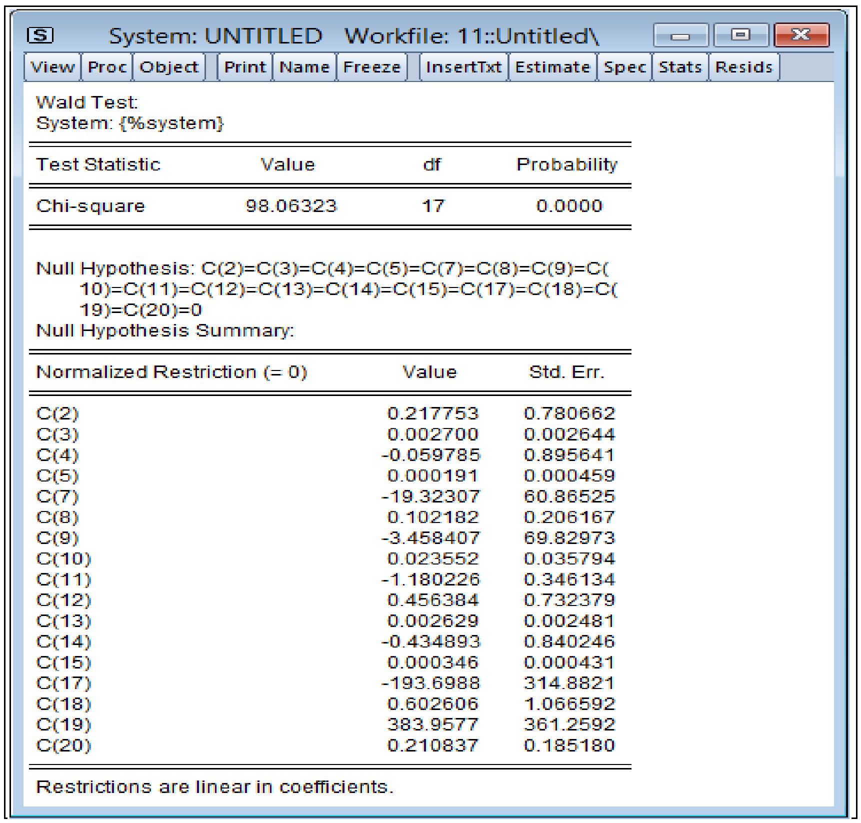
Wiew ⟶ Coefficient Diagnostics ⟶ Wald coefficient tests



▪ يظهر لدينا المربع الحواري ادناه الذي من خلاله نقوم بادخال المعاملات التي نريد تشخيصها، ويسمى هذا الاختبار باختبار انعدام المعاملات:



- نضغط على OK، فنتحصل على مخرجات اختبار انعدام المعاملات ادناه:



Wald Test:
System: {%system}

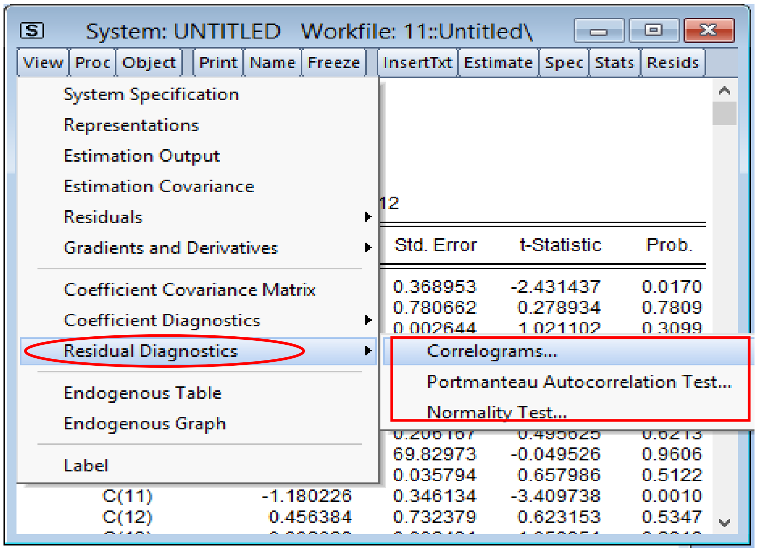
Test Statistic	Value	df	Probability
Chi-square	98.06323	17	0.0000

Null Hypothesis: C(2)=C(3)=C(4)=C(5)=C(7)=C(8)=C(9)=C(10)=C(11)=C(12)=C(13)=C(14)=C(15)=C(17)=C(18)=C(19)=C(20)=0
Null Hypothesis Summary:

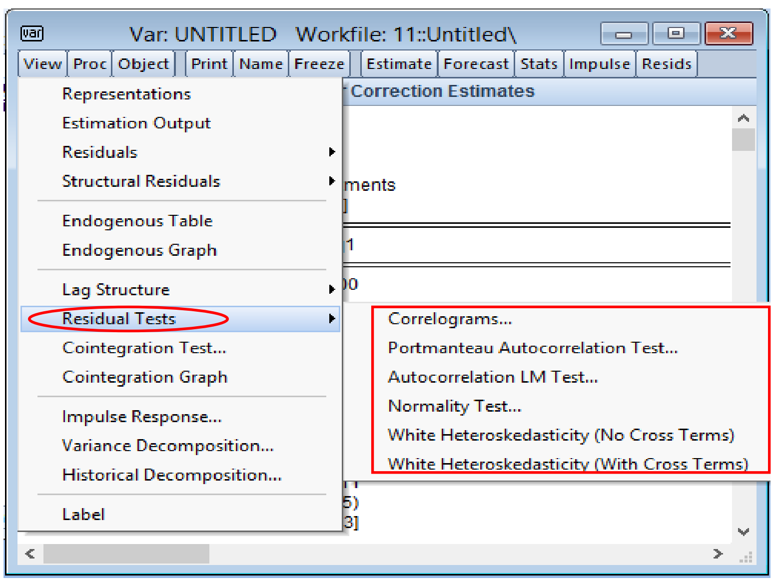
Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(2)	0.217753	0.780662
C(3)	0.002700	0.002644
C(4)	-0.059785	0.895641
C(5)	0.000191	0.000459
C(7)	-19.32307	60.86525
C(8)	0.102182	0.206167
C(9)	-3.458407	69.82973
C(10)	0.023552	0.035794
C(11)	-1.180226	0.346134
C(12)	0.456384	0.732379
C(13)	0.002629	0.002481
C(14)	-0.434893	0.840246
C(15)	0.000346	0.000431
C(17)	-193.6988	314.8821
C(18)	0.602606	1.066592
C(19)	383.9577	361.2592
C(20)	0.210837	0.185180

Restrictions are linear in coefficients.

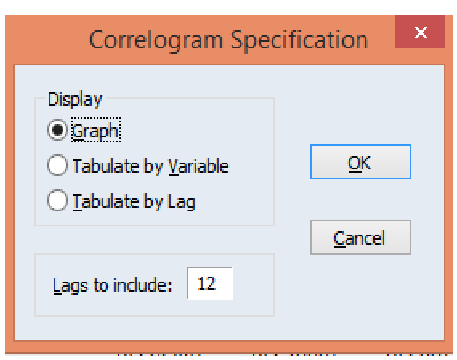
- اذن، القيمة الاحتمالية لـ: χ^2 هي Probability=0.0000 هي اقل من القيمة الحرجة 05%، وعليه نرفض الفرضية الصفرية H_0 ونقبل الفرضية البديلة H_1 أي ان هذه المعاملات هي غير معدومة وبالتالي نؤكد على معنويتها.
- نأتي الى تشخيص البواقي وكما قلنا سابقا، الهدف هو اختبار فرضيات طريقة OLS (اختبار الارتباط الذاتي، التوزيع الطبيعي، ثبات تجانس الخطأ وغيرها...) غير ان هذه لا تتوفر كلها في هذا النموذج المقدر الأخير كما هو مبين اسفله، ومن الاحسن ان نعود الى نموذج تصحيح الخطأ المتعدد VECM.



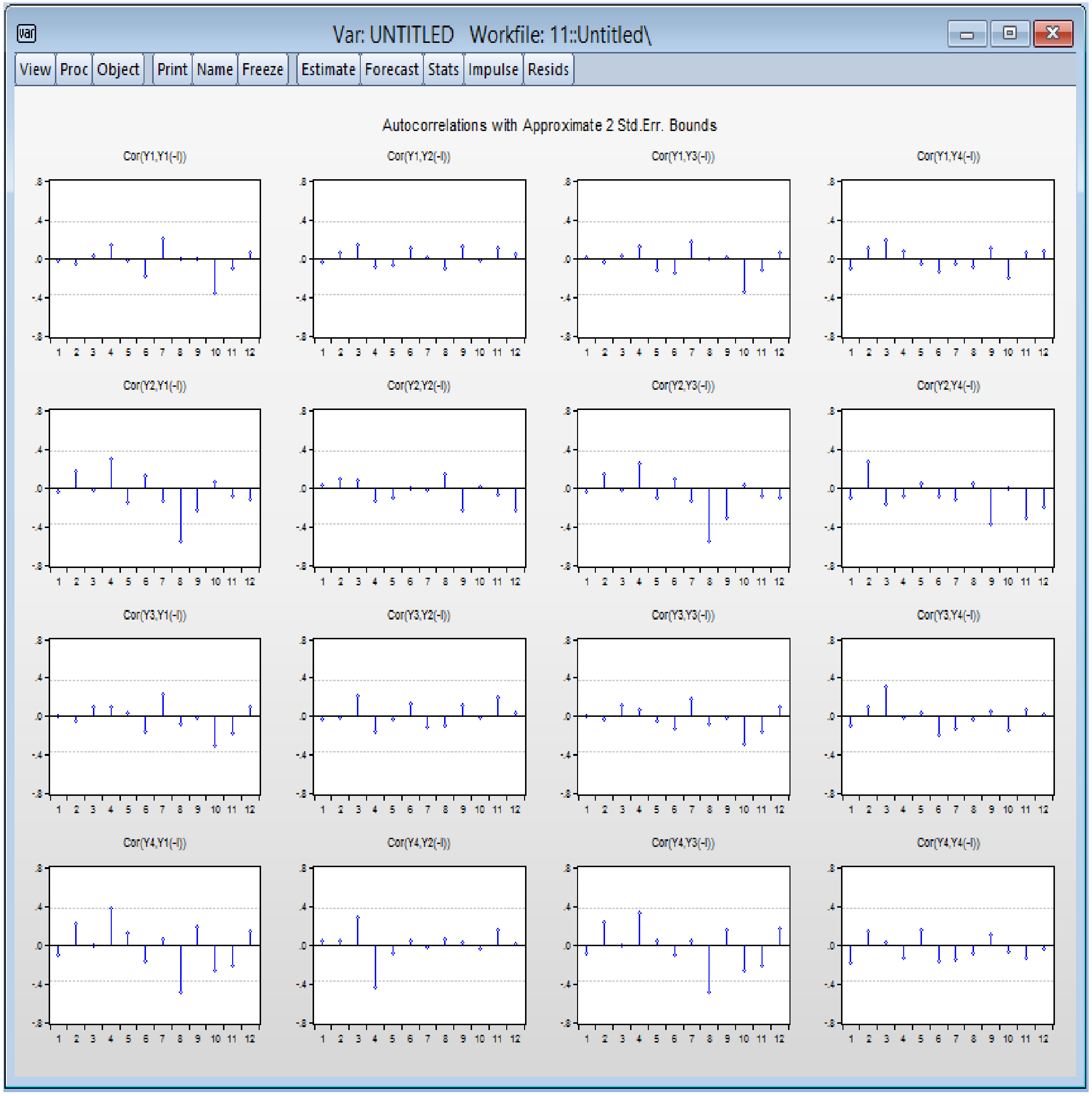
- بالعودة الى تصحيح الخطأ المتعدد VECM، نلاحظ ان هذه الاختبارات هي كلها متوفرة كما هي مبينة اسفله:



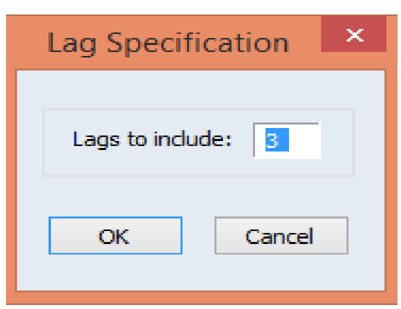
- نبدأ باختبار الارتباط الذاتي للبواقي، فبواسطة اختيار مخطط الارتباط Correlograms، فان المخرجات اما ان تكون بيانيا Graph او حسابيا مجدولة حسب المتغيرات Tabulate by Variable او حسب درجة التأخير Tabulate by Lag، كما هو مبين ادناه:



- نختار بيانيا مثلا، ونضغط على OK، فنتحصل على النتائج التالية:



- لاحظ بان معظم البواقي هي داخل مجال الثقة وبالتالي نتأكد أيضا منها، بواسطة اختبار Autocorrelation LM Test الذي يدرس الارتباط الذاتي من الدرجة الثانية. فباختياره تظهر لنا النافذة التالية:



- نضغط على OK، فنتحصل على نتائجه الموالية:

Var: UNTITLED Workfile: 11::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

VEC Residual Serial Correlation LM Tests
Date: 11/26/21 Time: 20:58
Sample: 1990 2019
Included observations: 28

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	9.463462	16	0.8931	0.564122	(16, 49.5)	0.8953
2	9.640891	16	0.8847	0.575627	(16, 49.5)	0.8870

Null hypothesis: No serial correlation at lags 1 to h

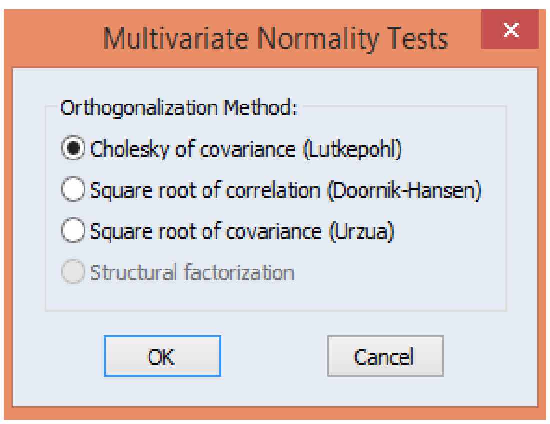
Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	9.463462	16	0.8931	0.564122	(16, 49.5)	0.8953
2	16.67203	32	0.9883	0.451615	(32, 45.8)	0.9899

*Edgeworth expansion corrected likelihood ratio statistic.

- نلاحظ أيضا بان كل البواقي هي غير مترابطة فيما بينها وهذا على أساس ان كل القيم الاحتمالية سواءً عند التباطؤ h او من التباطؤ 1 الى التباطؤ h هي غير معنوية، لان كلها أكبر من القيمة الاحتمالية الحرجة 05%، حيث يتم قبول الفرضية العدمية H_0، أي رفض الفرضية البديلة H_1.

وبالتالي نستنتج بان البواقي هي غير مرتبطة فيما بينها، أي هي سيرورة ضجة بيضاء.

- الاختبار الموالي يتمثل في التوزيع الطبيعي، أي هل ان هذه البواقي تتوزع طبيعيا؟ فباختيار Normality Test تظهر لنا النافذة التالية الموضحة ادناه التي تحتوي على 03 خيارات لاجل هذا التوزيع:



- فباختيار الاختيار الأول Cholesky of covariance (Lutkepohl) والضغط على OK، نتحصل على النتائج التالية:

Var: VAR01 Workfile: 10::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

VAR Residual Normality Tests
Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
Null Hypothesis: Residuals are multivariate normal
Date: 11/13/21 Time: 18:59
Sample: 1990 2019
Included observations: 28

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.*
1	-0.306341	0.437942	1	0.5081
2	0.695214	2.255507	1	0.1331
3	0.749840	2.623882	1	0.1053
Joint		5.317331	3	0.1500

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	3.352418	0.144898	1	0.7035
2	3.864483	0.871885	1	0.3504
3	2.804109	0.044769	1	0.8324
Joint		1.061552	3	0.7864

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	0.582840	2	0.7472
2	3.127392	2	0.2094
3	2.668651	2	0.2633
Joint	6.378884	6	0.3821

*Approximate p-values do not account for coefficient estimation

- معاملي الالتواء Skewnes (عدم التماثل) والتفرطح Kurtosis (التسطيح او درجة التقوس) للمعادلات الاربعة اللذان بواسطتهما يتحدد اختبار Jarque-Bera، فاننا نلاحظ بان القيم الاحتمالية لكل معادلة مقدرة هي غير معنوية، أي نها أكبر من القيمة الحرجة 05% وحتى القيمة الاحتمالية المشتركة (الأساسية) Joint للنموذج VECM المقدر هي أيضا أكبر من القيمة الحرجة 05%، مما نستنتج ان البواقي تتوزع توزيعا طبيعيا.

- الاختبار المتبقي يتمثل في اختبار ثبات تجانس الأخطاء، حيث بواسطة اختبار ثبات تجانس الاخطاء White (بدون حدود متقاطعة) White Heteroskedasity (No Cross Terms) نلاحظ في المخرجات ادناه ان القيمة الاحتمالية الاحتمالية لـ: χ^2 هي Prob=0.6335 بأنها أكبر من القيمة الحرجة 05%، وبالتالي فرضية ثبات تجانس الأخطاء هي محققة.

Var: UNTITLED Workfile: 11::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

VEC Residual Heteroskedasticity Tests (Levels and Squares)
Date: 11/26/21 Time: 21:08
Sample: 1990 2019
Included observations: 28

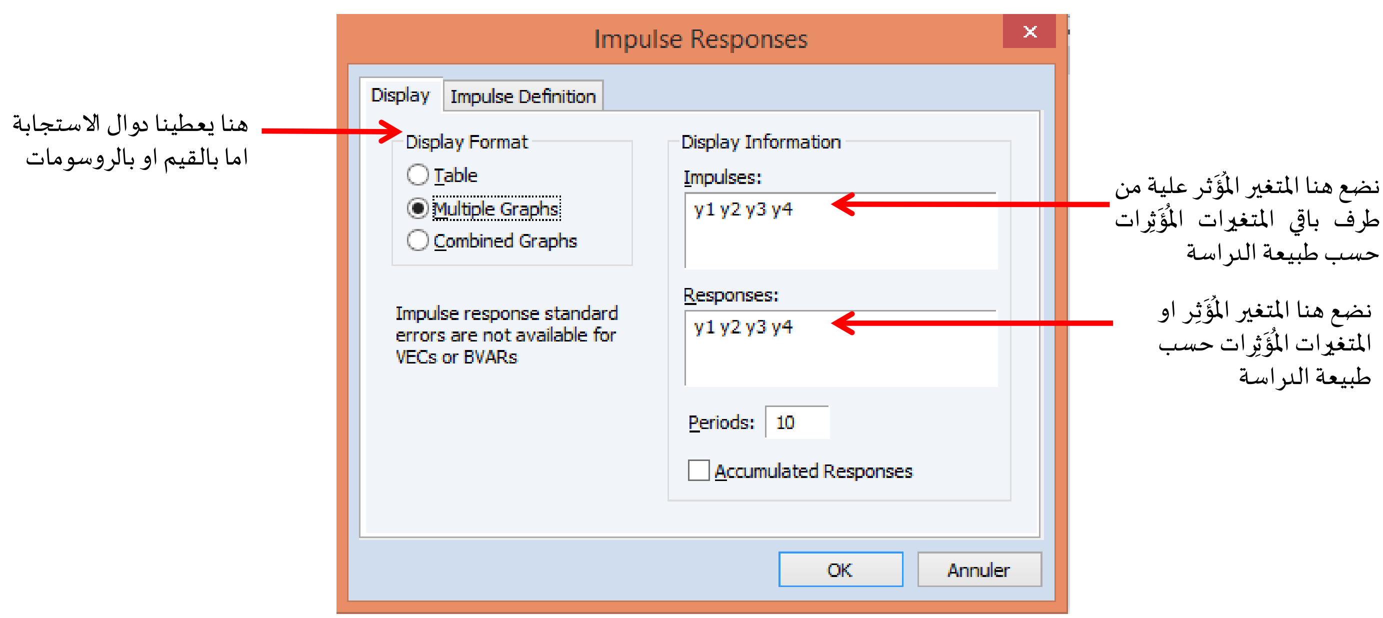
Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
94.60543	100	0.6335

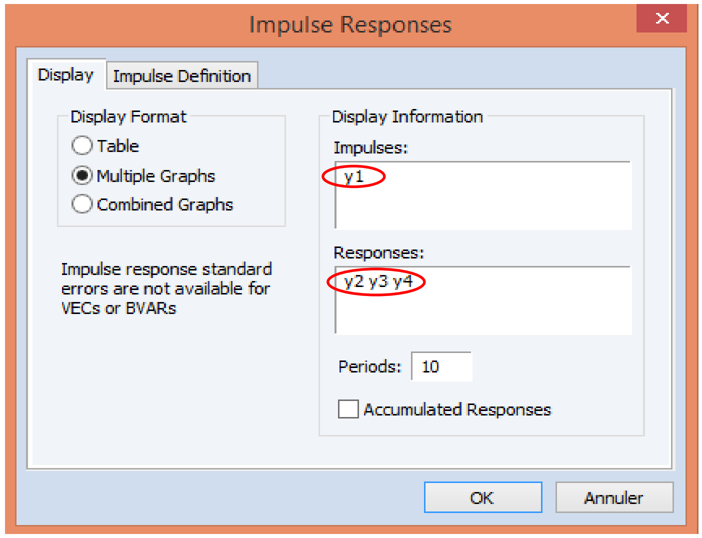
Individual components:

Dependent	R-squared	F(10,17)	Prob.	Chi-sq(10)	Prob.
res1*res1	0.210073	0.452097	0.8985	5.882035	0.8251
res2*res2	0.317638	0.791346	0.6382	8.893861	0.5422
res3*res3	0.219864	0.479108	0.8812	6.156197	0.8020
res4*res4	0.367062	0.985888	0.4902	10.27774	0.4165
res2*res1	0.246745	0.556872	0.8261	6.908858	0.7340
res3*res1	0.218570	0.475499	0.8836	6.119965	0.8051
res3*res2	0.232558	0.515151	0.8566	6.511625	0.7706
res4*res1	0.331057	0.841323	0.5984	9.269598	0.5067
res4*res2	0.384854	1.063571	0.4377	10.77591	0.3752
res4*res3	0.343295	0.888681	0.5616	9.612259	0.4751

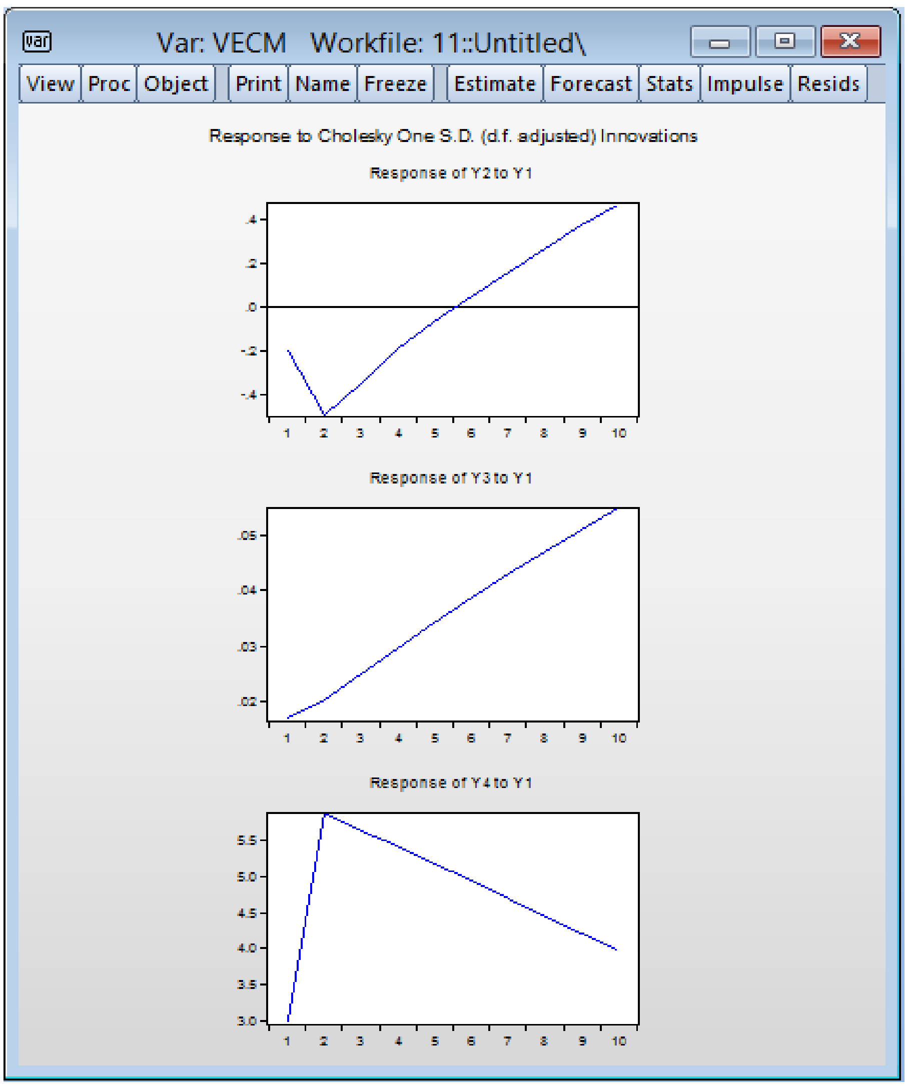
- نقوم الآن بدراسة تحليل الصدمات ودوال الاستجابة Impulse Analysis التي تسمح لنا بدراسة تأثير صدمة متعلقة بتطور أحد المتغيرات على باقي المتغيرات الاخرى للنظام، فلاجل هذا نقوم بالضغط على Impulse من واجهة النموذج المقدر او نأخذ الايعاز View → Impulse Reponse، فنحصل على المربع الحواري ادناه:



- مثلا نريد معرفة أثر صدمات المتغيرات Y2 , Y3 , Y4 على المتغير Y1، نكتب في المربع الحواري كمايلي:



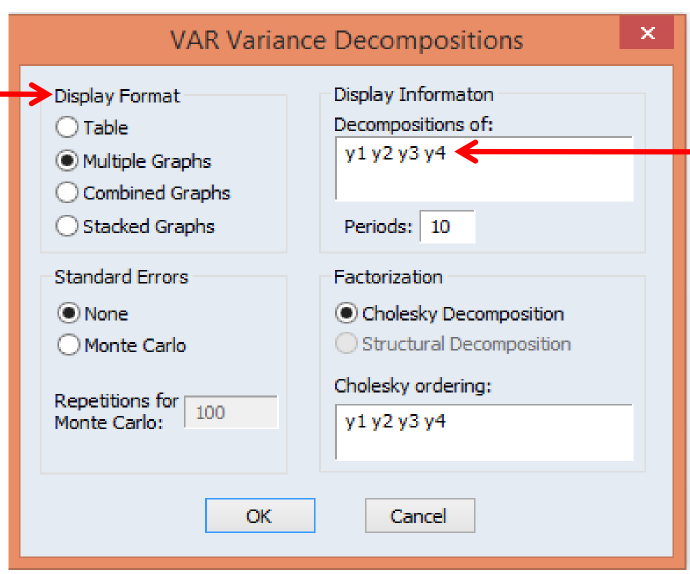
- نضغط على OK، فنتحصل على النتائج التالية:



- الرسم البياني الأول Reponse of Y2 to Y1 الخاص بدالة الاستجابة النبضية ويمثل أثر المتغير Y2 على Y1، هذا المنحنى يمثل التغيرات الحاصلة في الانحراف المعياري، فعند بداية الفترة الأولى نلاحظ ان المنحنى بدأ في الانخفاض الى غاية بداية الفترة الثانية، ومن الفترة الثانية بدأ في الارتفاع ليستمر للعشر الفترات الزمنية، اذن الصدمة هي واضحة وسجلت من الفترة الاولى الى الفترة الثانية بالانخفاض ثم بعدها ارتفاعا من الفترة 2 الى الفترة الزمنية 10.
- الرسم البياني الثاني Reponse of Y3 to Y1 وهو الخاص بدالة الاستجابة النبضية ويمثل أثر المتغير Y3 على Y1، ولم يسجل أي استجابة نبضية، فمن الفترة الأولى قد بدأ بالارتفاع ليستمر الى غاية الفترة العاشرة.
- الرسم البياني الاخير Reponse of Y4 to Y1 الخاص بدالة الاستجابة النبضية ويمثل أثر المتغير Y4 على Y1، فهو عكس دالة الاستجابة النبضية لأثر المتغير Y2 على Y1، مع اختلاف في قيم التغيرات الحاصلة في الانحراف المعياري، فعند بداية الفترة الأولى نلاحظ ان المنحنى بدأ في الارتفاع الى غاية بداية الفترة الثانية، ومن الفترة الثانية بدأ في اانخفاض ليستمر للعشر الفترات الزمنية، فالصدمة سجلت من الفترة الاولى الى الفترة الثانية بالارتفاع ثم نزولا من الفترة 2 الى الفترة 10.

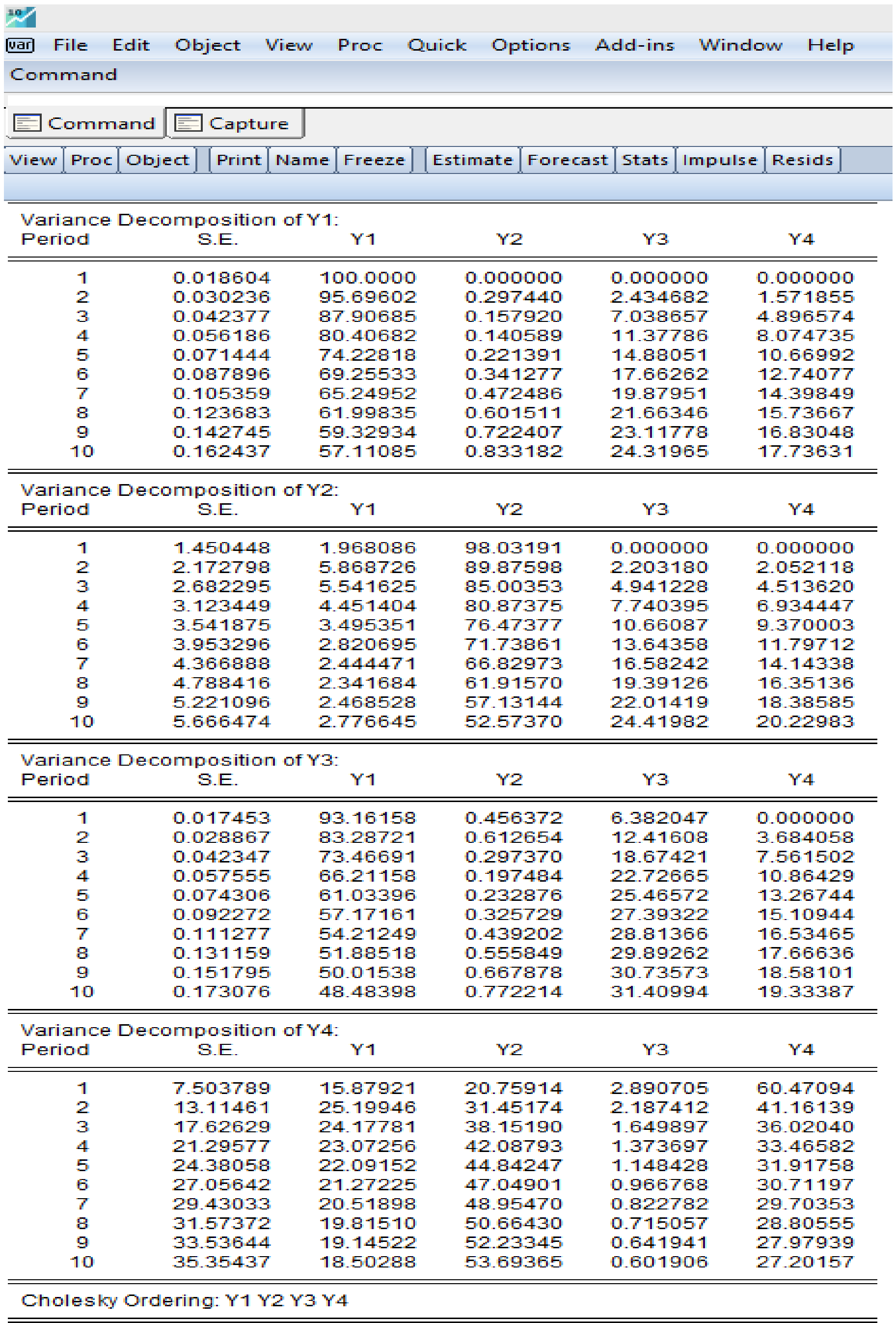
▪ بعد تحليل الصدمات ودوال الاستجابة، نعمل على تحليل التباين Variance Decomposition والهدف من تحليل تباين خطأ التنبؤ هو حساب مدى مساهمته في تباين الخطأ لكل صدمة. اذن، من واجهة النموذج المقدر نأخذ الايعاز Wiew → Variance Decomposition، فنحصل على المربع الحواري ادناه:

هنا يتم اختيار عرض تحليل التباين اما بالقيم او بالروسومات البيانية على حدى او مجمعة او على شكب مدرجات تكرارية



نضع هنا متغوات الدراسة

- نختار المخرجات في شكل قيم (جدول) وأيضا في رسم بياني مشترك لاجل المزيد من التوضيح فقط ويكفي اختيار أي عرض تراه مناسب. بالضغط على OK نتحصل على النتائج التالية:



Variance Decomposition of Y1:

Period	S.E.	Y1	Y2	Y3	Y4
1	0.018604	100.0000	0.000000	0.000000	0.000000
2	0.030236	95.69602	0.297440	2.434682	1.571855
3	0.042377	87.90685	0.157920	7.038657	4.896574
4	0.056186	80.40682	0.140589	11.37786	8.074735
5	0.071444	74.22818	0.221391	14.88051	10.66992
6	0.087896	69.25533	0.341277	17.66262	12.74077
7	0.105359	65.24952	0.472486	19.87951	14.39849
8	0.123683	61.99835	0.601511	21.66346	15.73667
9	0.142745	59.32934	0.722407	23.11778	16.83048
10	0.162437	57.11085	0.833182	24.31965	17.73631

Variance Decomposition of Y2:

Period	S.E.	Y1	Y2	Y3	Y4
1	1.450448	1.968086	98.03191	0.000000	0.000000
2	2.172798	5.868726	89.87598	2.203180	2.052118
3	2.682295	5.541625	85.00353	4.941228	4.513620
4	3.123449	4.451404	80.87375	7.740395	6.934447
5	3.541875	3.495351	76.47377	10.66087	9.370003
6	3.953296	2.820695	71.73861	13.64358	11.79712
7	4.366888	2.444471	66.82973	16.58242	14.14338
8	4.788416	2.341684	61.91570	19.39126	16.35136
9	5.221096	2.468528	57.13144	22.01419	18.38585
10	5.666474	2.776645	52.57370	24.41982	20.22983

Variance Decomposition of Y3:

Period	S.E.	Y1	Y2	Y3	Y4
1	0.017453	93.16158	0.456372	6.382047	0.000000
2	0.028867	83.28721	0.612654	12.41608	3.684058
3	0.042347	73.46691	0.297370	18.67421	7.561502
4	0.057555	66.21158	0.197484	22.72665	10.86429
5	0.074306	61.03396	0.232876	25.46572	13.26744
6	0.092272	57.17161	0.325729	27.39322	15.10944
7	0.111277	54.21249	0.439202	28.81366	16.53465
8	0.131159	51.88518	0.555849	29.89262	17.66636
9	0.151795	50.01538	0.667878	30.73573	18.58101
10	0.173076	48.48398	0.772214	31.40994	19.33387

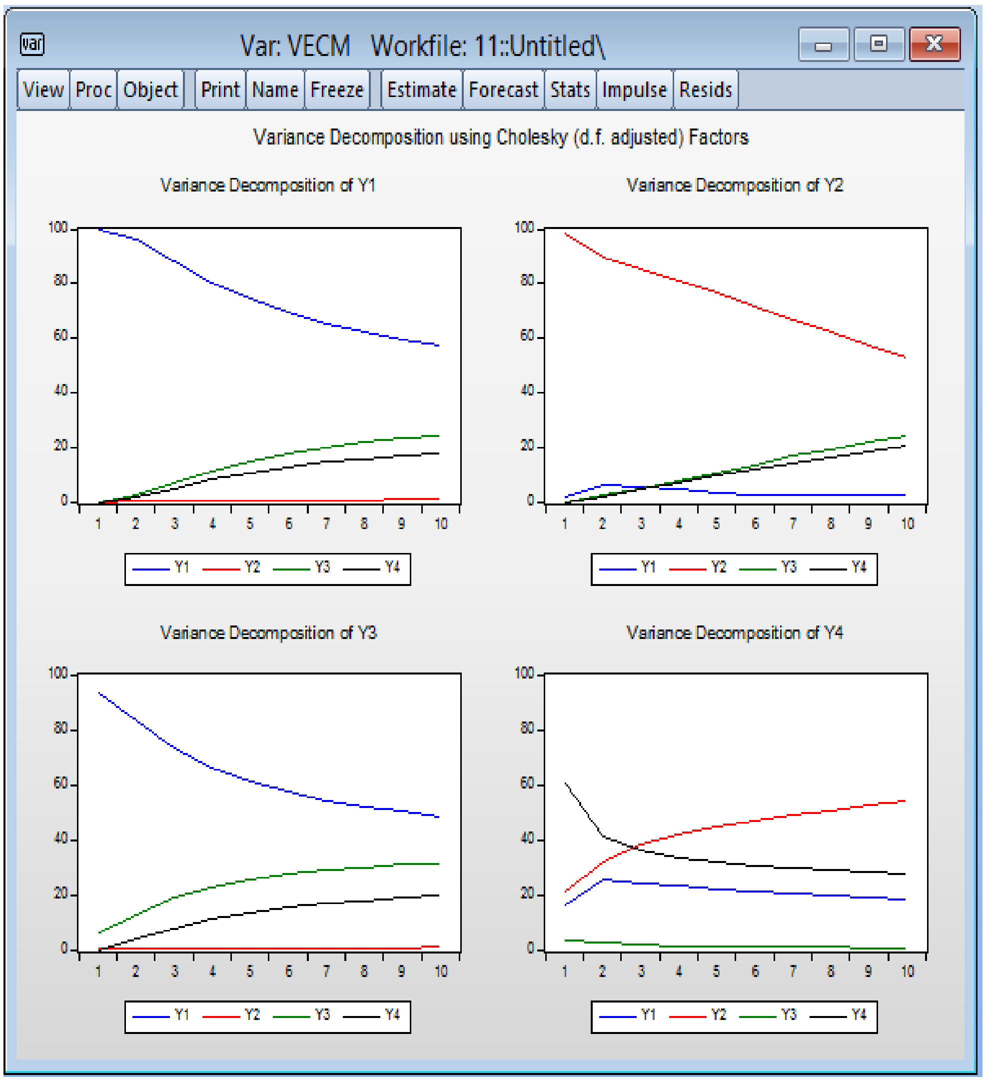
Variance Decomposition of Y4:

Period	S.E.	Y1	Y2	Y3	Y4
1	7.503789	15.87921	20.75914	2.890705	60.47094
2	13.11461	25.19946	31.45174	2.187412	41.16139
3	17.62629	24.17781	38.15190	1.649897	36.02040
4	21.29577	23.07256	42.08793	1.373697	33.46582
5	24.38058	22.09152	44.84247	1.148428	31.91758
6	27.05642	21.27225	47.04901	0.966768	30.71197
7	29.43033	20.51898	48.95470	0.822782	29.70353
8	31.57372	19.81510	50.66430	0.715057	28.80555
9	33.53644	19.14522	52.23345	0.641941	27.97939
10	35.35437	18.50288	53.69365	0.601906	27.20157

Cholesky Ordering: Y1 Y2 Y3 Y4

- تحليل التباين للمتغير Variance Decomposition of Y1 يبين ان المتغير Y1 يفسر 100% من أخطاء التباين يعود الى المتغير نفسه في الفترة الأولى، ومن الفترة الثانية نجد ان 95.69% من خطأ التنبؤ في تباينه يعود الى المتغير نفسه ليستمر في التناقص تبعا للفترات الزمنية حيث يصل الى 57%. هذا

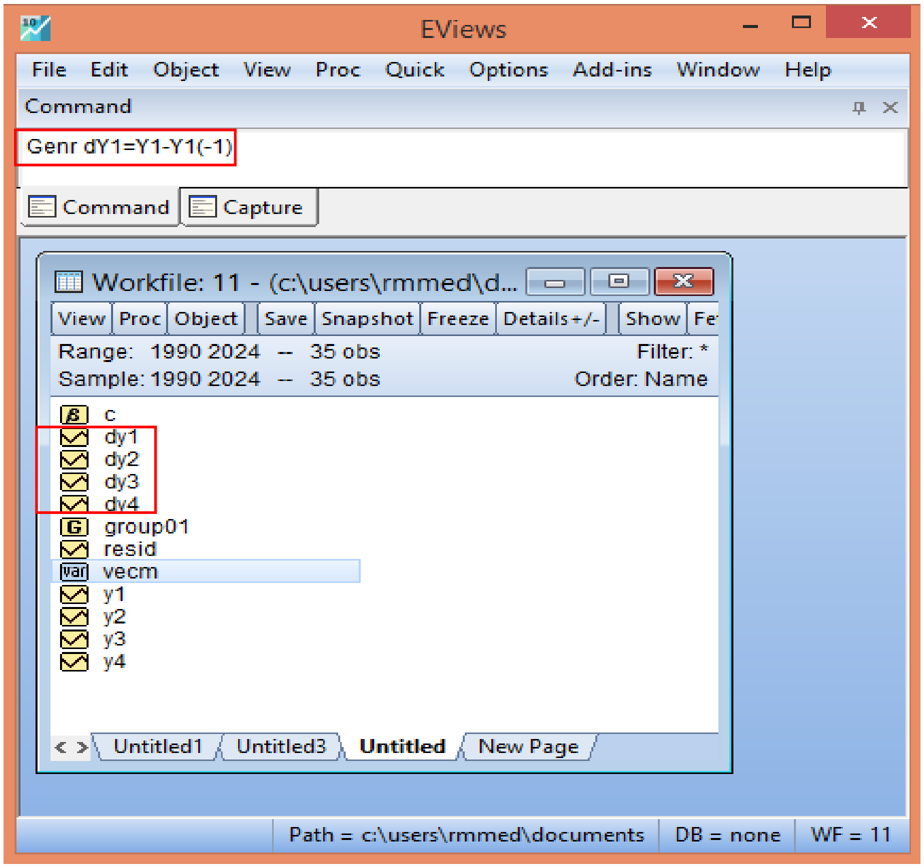
التناقص يفسر بزيادة القدرة التفسيرية لباقي المتغيرات الاساسية Y2, Y3, Y4. أي التناقص في خطأ التنبؤ للمتغير Y1 للمتغير نفسه يتطابق عكسيا بتزايد أخطاء التنبؤ للمتغيرين نفسهما. فقد كانت هذه النسب في الفترة الثانية: 0.29% بالنسبة للمتغير Y2، 2.43% بالنسبة للمتغير Y3 و1.57% بالنسبة للمتغير Y4 لتستمر هذه النسب في الارتفاع تبعا للفترات الزمنية حيث تصل الى 0.83% بالنسبة للمتغيرY2، 24.31% بالنسبة للمتغير Y3 و17.73% بالنسبة للمتغير Y4 خلال الفترة الزمنية 10. هذا مايتطابق مع المخرجات بيانيا أيضا كما هي موضحة ادناه:



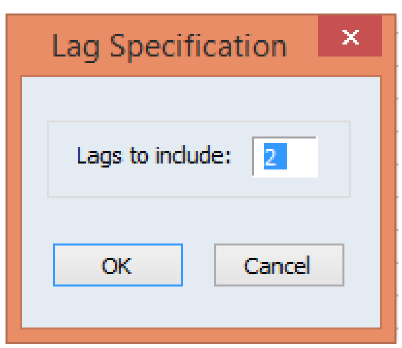
- بنفس الكيفية يمكننا تفسير تحليل التباين لباقي المتغيرات Y2, Y3 , Y4.

- نقوم بدراسة السببية كما رأيناها سابقا في نموذج VAR، حيث نقوم بتطبيق اختبار سببية Granger، الامر الذي يتطلب اجراؤها على المتغيرات المستقرة ولاجل هذا نعمل على تفريق (تفاضل) كل متغير،

حيث نقوم بكتابة الامر في نافذة الاومر بالنسبة للمتغير Y1 الامر التالي: Genr dY1=Y1-Y1(-1) ونضغط على Enter فنحصل على السلسلة المفرقة للمتغير Y1 باسم متغير جديد dY1. نطبق هذا الامر على باقي المتغيرات Y2, Y3 , Y4.



- سوف نحدد على سلاسل المتغيرات المفرقة d Y1, d Y2, d Y3, dY4 معا ونتبع: Open ⟶ as Group⟶View⟶ Granger Causality، اين تظهر لنا النافذة الخاصة بفترة الابطاءكما يظهرفي ادناه:



- نضغط على OK، فنتحصل على النتائج التالية:

Group: UNTITLED Workfile: 11::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Sample | Sheet | Stats | Spec

Pairwise Granger Causality Tests
Date: 11/26/21 Time: 23:08
Sample: 1990 2019
Lags: 2

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
DY2 does not Granger Cause DY1	27	0.44860	0.6442
DY1 does not Granger Cause DY2		1.50385	0.2443
DY3 does not Granger Cause DY1	27	4.88127	0.0176
DY1 does not Granger Cause DY3		3.53015	0.0468
DY4 does not Granger Cause DY1	27	0.46340	0.6351
DY1 does not Granger Cause DY4		0.67805	0.5179
DY3 does not Granger Cause DY2	27	1.11848	0.3447
DY2 does not Granger Cause DY3		0.30952	0.7369
DY4 does not Granger Cause DY2	27	0.54298	0.5886
DY2 does not Granger Cause DY4		0.13089	0.8780
DY4 does not Granger Cause DY3	27	0.54963	0.5849
DY3 does not Granger Cause DY4		0.78651	0.4678

- نسجل غياب السببية في كلا الاتجاهين، حيث:

- Y2 لاتسبب في Y1 ولا Y1 تسبب في Y2، لان: القيمة الاحتمالية $Prob.=0.6442\succ 5\%$, $Prob.=0.2443\succ 5\%$ على التوالي، وبالتالي فاننا نقبل بالفرضية الصفرية H_0 في كلتا الحالتين، أي غياب السببية.
- Y4 لاتسبب في Y1 ولا Y1 تسبب في Y4، لان: القيمة الاحتمالية $Prob.=0.6351\succ 5\%$, $Prob.=0.5179\succ 5\%$ على التوالي.
- Y3 لاتسبب في Y2 ولا Y2 تسبب في Y3، لان: القيمة الاحتمالية $Prob.=0.3447\succ 5\%$, $Prob.=0.7369\succ 5\%$ على التوالي.
- Y4 لاتسبب في Y2 ولا Y2 تسبب في Y4، لان: القيمة الاحتمالية $Prob.=0.5886\succ 5\%$, $Prob.=0.8780\succ 5\%$ على التوالي.
- Y4 لاتسبب في Y3 ولا Y3 تسبب في Y4، لان: القيمة الاحتمالية $Prob.=0.5849\succ 5\%$, $Prob.=0.4678\succ 5\%$ على التوالي.

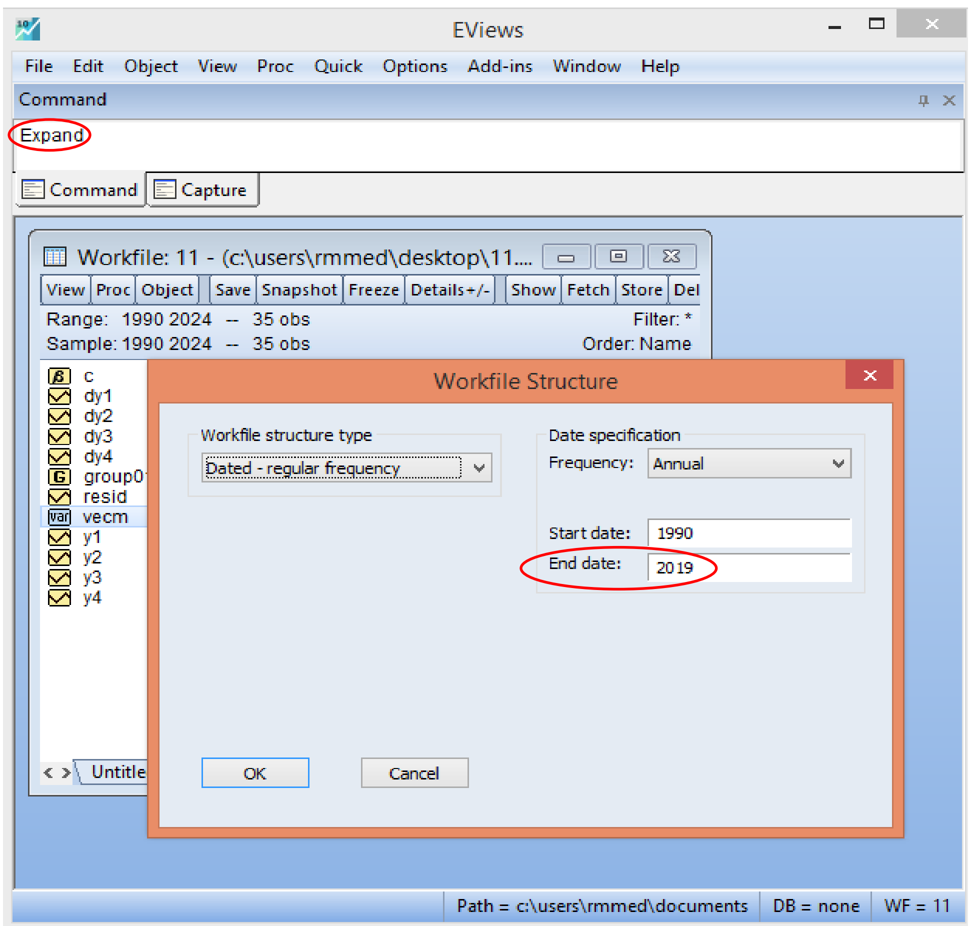
- وجود السببية في كلا الاتجاهين، حيث ان:

- Y3 تسبب في Y1 و Y1 تسبب في Y3، لان: القيمة الاحتمالية $Prob.=0.0176\prec 5\%$, $Prob.=0.0468\prec 5\%$ على التوالي، وبالتالي فاننا نرفض الفرضية

الصفرية H_0 في كلتا الحالتين، أي وجود السببية في الاتجاهين. يمكن تفسير ذلك حسب الدراسة (الحالة الاقتصادية) المتناولة.

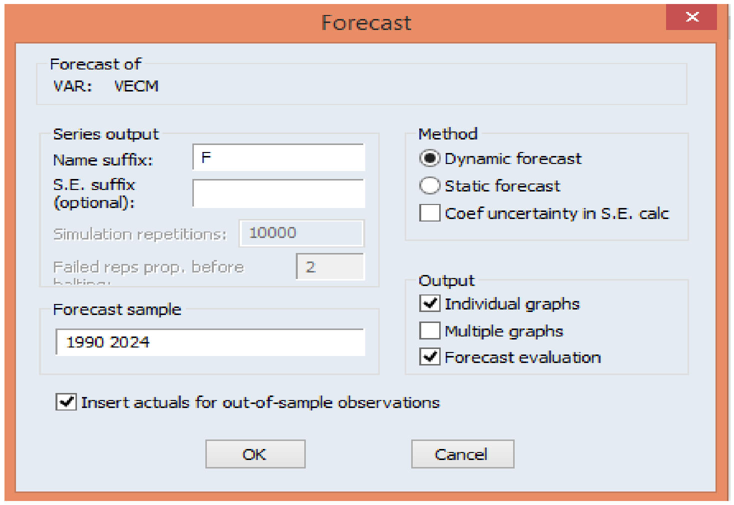
- إذا أردنا عملية التنبؤ من خلال نموذج تصحيح الخطأ المتعدد VECM، حيث نذكر مرة أخرى بأنه هناك تنبؤ داخلي وتنبؤ خارجي كما شرحناهم سابقا. وللاهمية فاننا نعتمد على التنبؤ الخارجي. مثلا نريد ان نقوم بالتنبؤ لـ: 05 سنوات مستقبلية، فاننا نقوم بتوسيع السلسلة الزمنية، أي من الفترة الزمنية 1990-2019 الى الفترة الممتدة 1990-2024.

- عن طريق الامر Enter ⟶ Expand في نافذة الأوامر اة النقر مرتين على Ranger، فنتحصل على المربع الحواري الذي نقوم من خلاله توسيع مدة الدراسة:

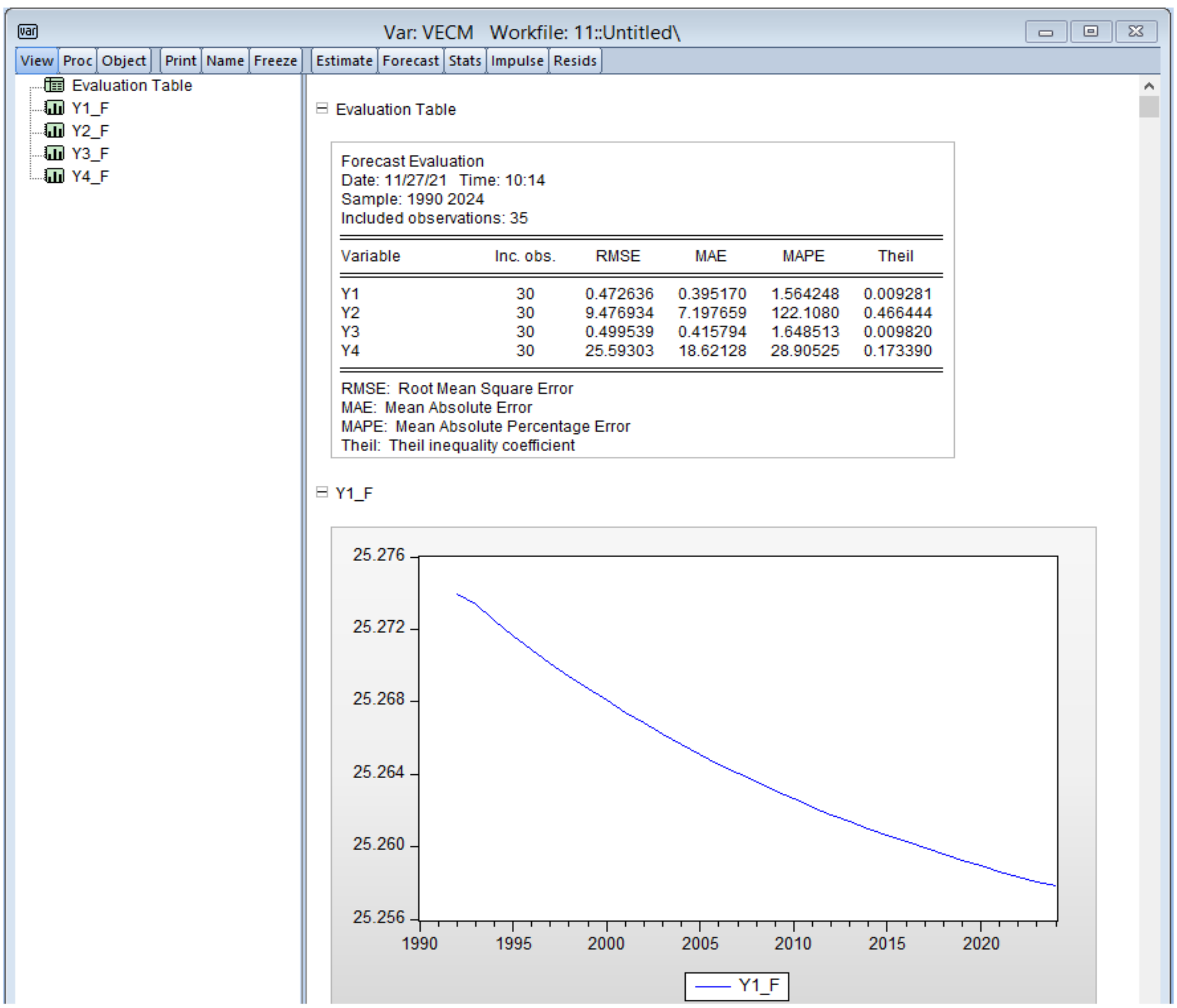


- نقوم بتغيير السنة 2019 الى 2024، ونضغط على OK.

- نقوم بفتح ملف VECM (سبق الاحتفاظ به تحت اسم VECM)، ومن خلال شريط أدوات الكائن Object Toolbar نقوم بالضغط ايقونة Forecast، فنتحصل على المربع الحواري التالي:



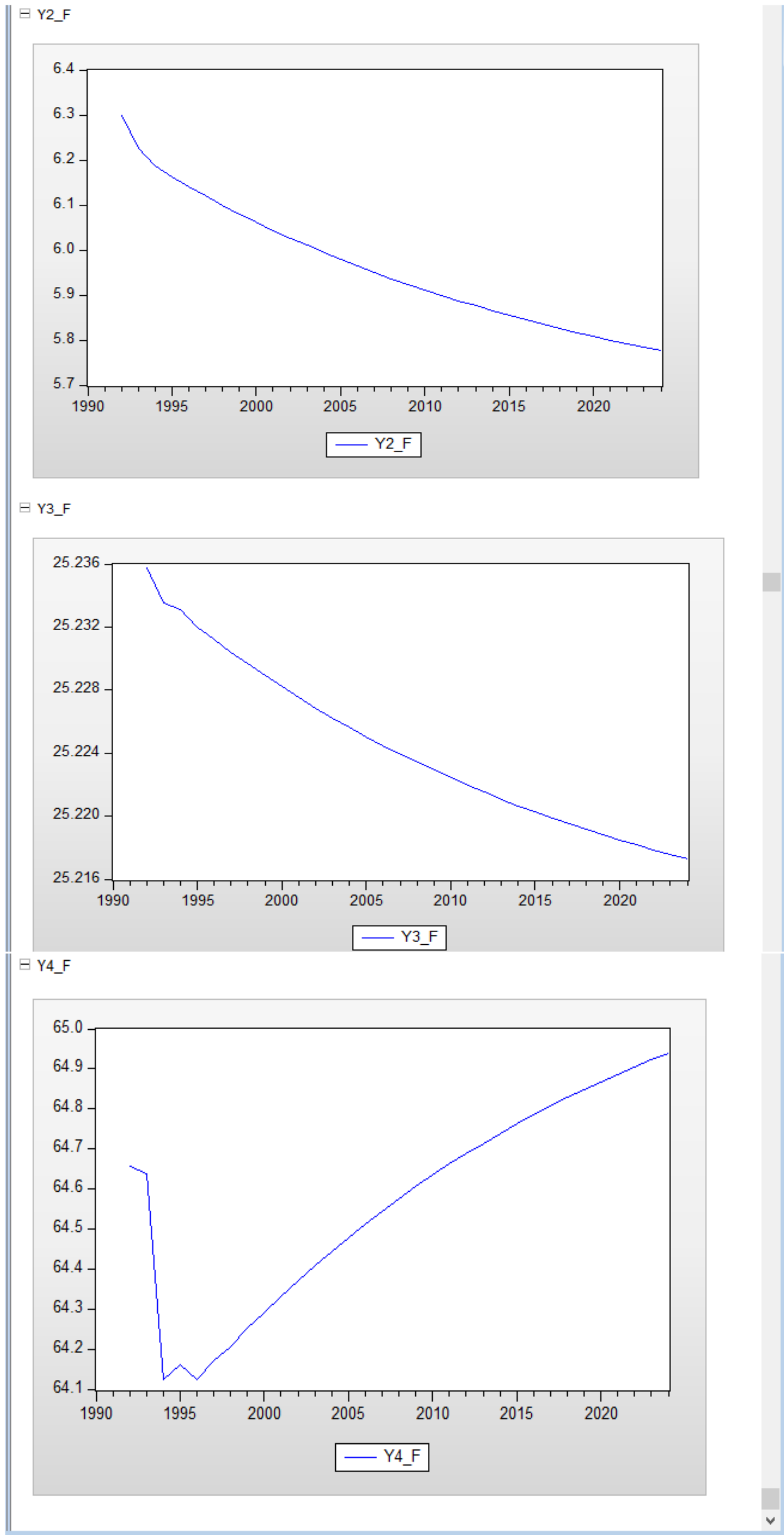
- نختار نوع التنبؤ ديناميكيا ونضغط على OK. نتحصل على التالية:



Forecast Evaluation
Date: 11/27/21 Time: 10:14
Sample: 1990 2024
Included observations: 35

Variable	Inc. obs.	RMSE	MAE	MAPE	Theil
Y1	30	0.472636	0.395170	1.564248	0.009281
Y2	30	9.476934	7.197659	122.1080	0.466444
Y3	30	0.499539	0.415794	1.648513	0.009820
Y4	30	25.59303	18.62128	28.90525	0.173390

RMSE: Root Mean Square Error
MAE: Mean Absolute Error
MAPE: Mean Absolute Percentage Error
Theil: Theil inequality coefficient


Y2_F
6.4
6.3
6.2
6.1
6.0
5.9
5.8
5.7
1990 1995 2000 2005 2010 2015 2020
Y2_F
Y3_F
25.236
25.232
25.228
25.224
25.220
25.216
1990 1995 2000 2005 2010 2015 2020
Y3_F
Y4_F
65.0
64.9
64.8
64.7
64.6
64.5
64.4
64.3
64.2
64.1
1990 1995 2000 2005 2010 2015 2020
Y4_F

- نلاحظ من مخرجات الجدول مايلي:

- جذر متوسط مربع الخطأ لكل متغير Root Mean Squard Error:

$$Y\ 1{:}RMSE\ =0.47,\ Y\ 2{:}RMSE\ =9.47\ Y\ 3{:}RMSE\ =0.49,\ Y\ 4{:}RMSE\ =25.59$$

- متوسط الخطأ المطلق Mean Absolute Error:

$$Y\ 1{:}MAE\ =0.39,\ Y\ 2{:}MAE\ =7.19,\ Y\ 3{:}MAE\ =0.41,\ Y\ 4{:}MAE\ =18.62$$

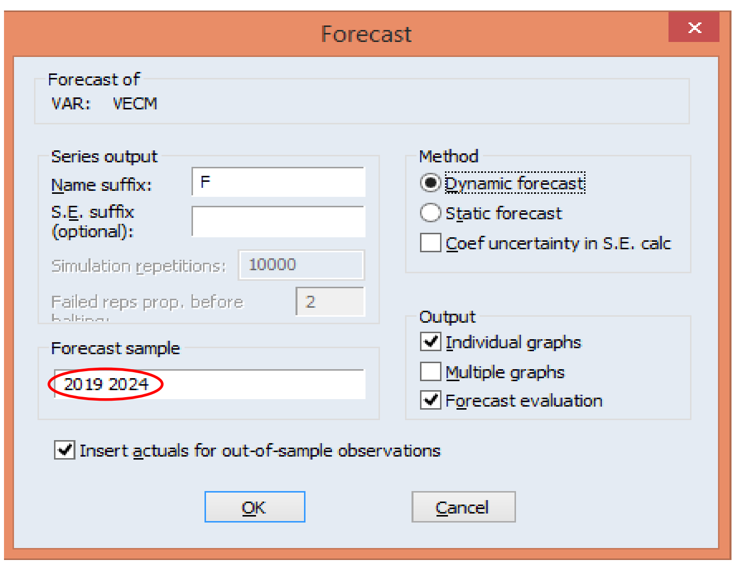
- المتوسط المطلق للخطأ النسبي Mean Abs. Percent Error:

$$Y\ 1{:}MRAE\ =1.56,\ Y\ 2{:}MRAE\ =122.10,\ Y\ 3{:}MRAE\ =1.64,\ Y\ 4{:}MRAE\ =28.90$$

- معامل Theil: $Y\ 1{:}U\ =0.009,\ Y\ 2{:}U\ =0.46,\ Y\ 3{:}U\ =0.009,\ Y\ 4{:}U\ =0.17$

كما ذكرنا سابقا، قلنا بأن كل هذه المؤشرات تستعمل في دقة التنبؤ غير ان أفضلها هو معامل Theil وكلما أقترب هذا المعامل من 0 كلما كان التنبؤ جيدا وكلما اقترب من 1 كان ضعيف جدا، فمعامل Theil لكل متغير يقترب أكثر من 0 ومنها ماينعدم الا المتغير Y3 هو اقل من المتوسط ولكن يعتبر على العموم له دقة لبأس بها، مما يعني ان التنبؤات المقدمة لهذا النموذج المقدر هي جيدة ويعتمد عليها مستقبلا.

- لاحظ ان القيم التنبؤية لكل من المتغيرات Y1, Y2, Y3 تتخذ الشكل التناقصي للسنوات 05 القادمة حسب منحنياتها، بينما المتغير Y4 له اتجاه تصاعدي. وسنعرضها أيضا في الشكل الموالي، حيث نقوم بالضغط على ايقونة Forecast، من الواجهة السابقة فنتحصل على المربع الحواري التالي:



- نقوم بتعديل المدة الزمنية من 1990-2024 الى المدة الزمنية 2019-2024 التي تعني فقط 05 السنوات القادمة، ونضغط على OK فنتحصل على التالية:

Var: VECM Workfile: 11::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Impulse | Resids

Evaluation Table
Y1_F
Y2_F
Y3_F
Y4_F

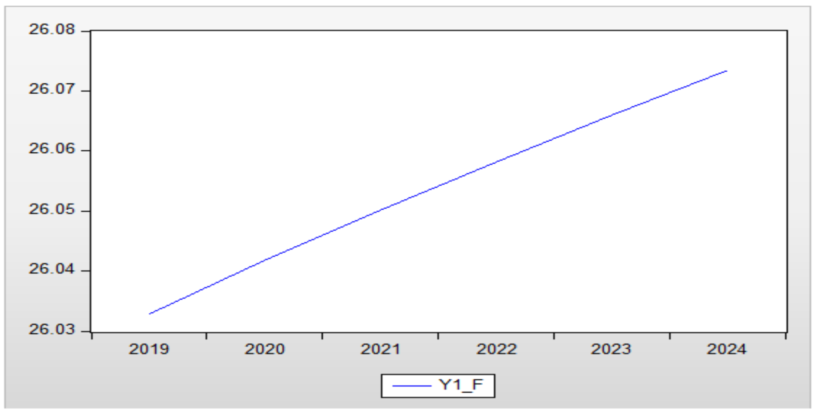
Evaluation Table

Forecast Evaluation
Date: 11/27/21 Time: 14:02
Sample: 2019 2024
Included observations: 6

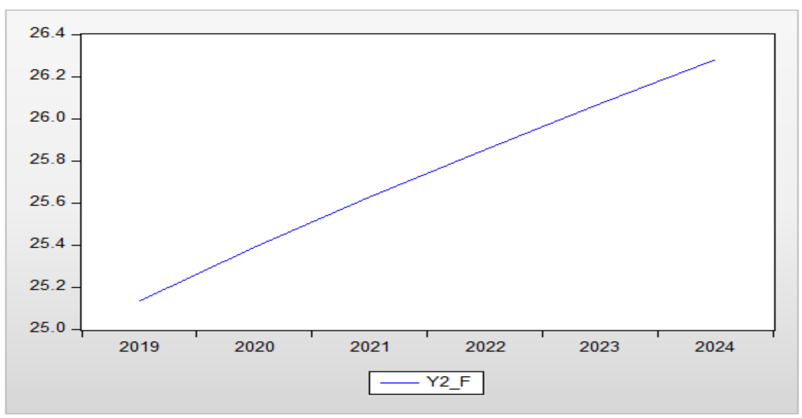
Variable	Inc. obs.	RMSE	MAE	MAPE	Theil
Y1	1	0.000195	0.000195	0.000747	3.74E-06
Y2	1	0.762551	0.762551	3.033717	0.014942
Y3	1	0.001265	0.001265	0.004859	2.43E-05
Y4	1	1.370580	1.370580	1.750166	0.008675

RMSE: Root Mean Square Error
MAE: Mean Absolute Error
MAPE: Mean Absolute Percentage Error
Theil: Theil inequality coefficient

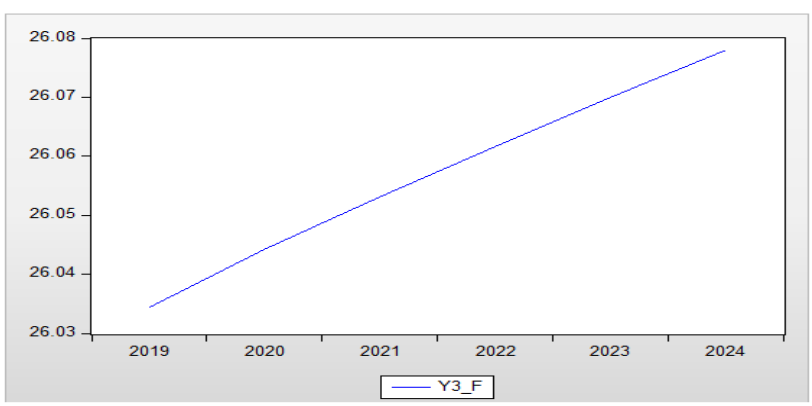
Y1_F

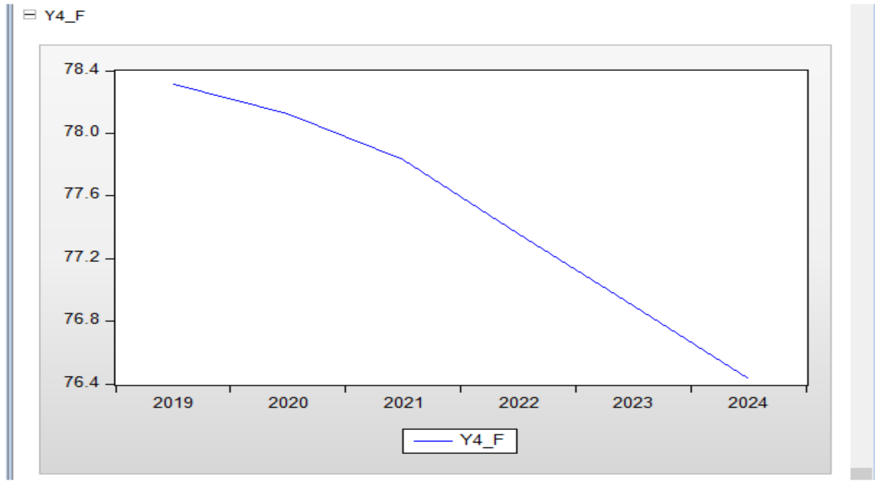


Y2_F



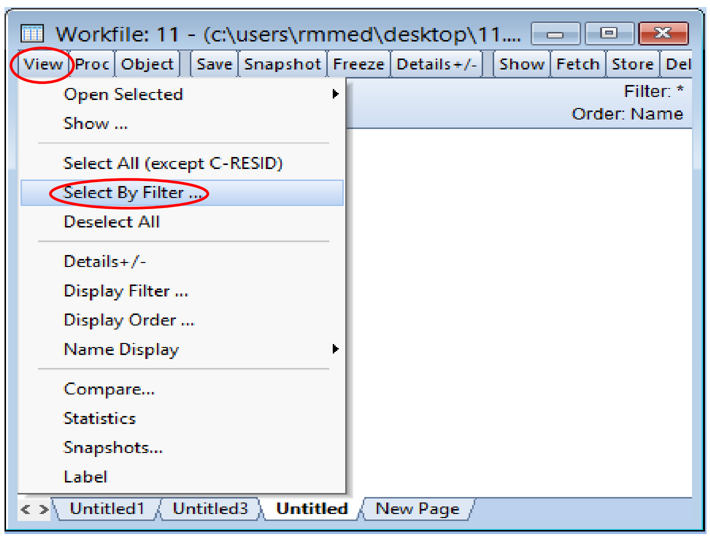
Y3_F



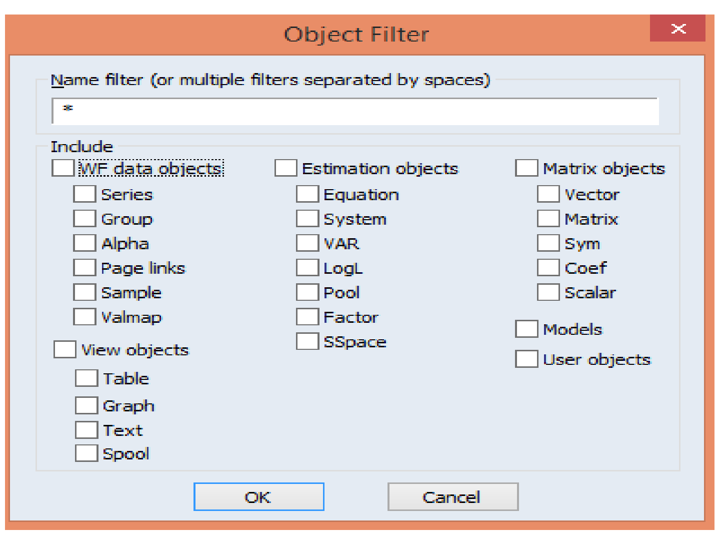


- نلاحظ أيضا ان معاملات Theil لدقة التنبؤ تحسنت أكثر جدا.
- بالعودة الى واجهة عرض برنامج EViews للنموذج VECM، نقوم بالامر التالي:

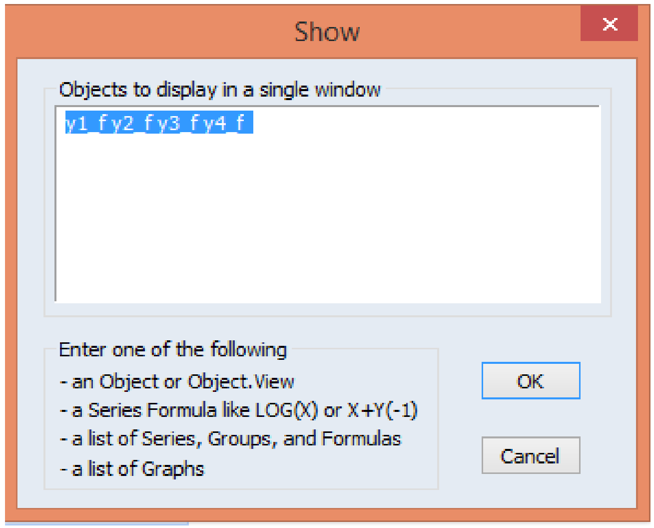
Wiew ⟶ Select by Filtre، كما هو مبين في المربع الحواري ادناه:



- يظهر لنا المربع الحواري التالي:



- تحت Name filter نضع حرف f (لان سبق وان تم حساب القيم التنبؤية تحت اسم ملف جديد لكل متغير: y1-f , y2-f, y3-f, y4-f) مسبوق بـ: *، أي هكذا: *f وتحت Include نحدد على Series، ونضغط على OK، ثم نضغط على Show واجهة عرض برنامج EViews للنموذج VECM. فنتحصل على المربع ادناه:



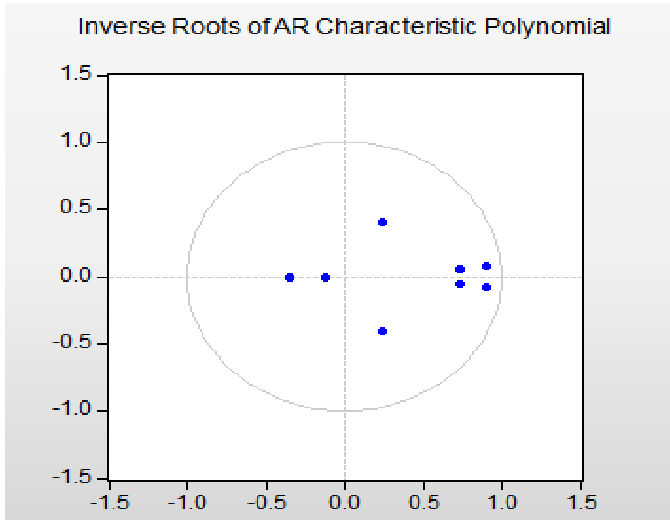
- نضغط على OK، فنتحصل على القيم التنبؤية للمتغيرات:

Group: UNTITLED Workfile: 11::Untitled\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Default | Sort | Edit+/- | Smpl+/-

	Y1_F	Y2_F	Y3_F	Y4_F
1990	NA	NA	NA	NA
1991	NA	NA	NA	NA
1992	25.27392	6.297700	25.23574	64.65567
1993	25.27341	6.226724	25.23353	64.63838
1994	25.27249	6.187702	25.23308	64.12314
1995	25.27167	6.162781	25.23200	64.15973
1996	25.27089	6.140952	25.23124	64.12427
1997	25.27015	6.119693	25.23042	64.17209
1998	25.26942	6.099508	25.22966	64.20654
1999	25.26873	6.080188	25.22892	64.25062
2000	25.26807	6.061646	25.22821	64.29118
2001	25.26742	6.043807	25.22752	64.33179
2002	25.26681	6.026647	25.22687	64.37058
2003	25.26621	6.010134	25.22623	64.40813
2004	25.26564	5.994246	25.22563	64.44421
2005	25.26509	5.978958	25.22504	64.47897
2006	25.26456	5.964246	25.22448	64.51241
2007	25.26405	5.950090	25.22393	64.54459
2008	25.26356	5.936468	25.22341	64.57556
2009	25.26309	5.923360	25.22291	64.60535
2010	25.26264	5.910747	25.22243	64.63403
2011	25.26220	5.898610	25.22196	64.66162
2012	25.26178	5.886931	25.22151	64.68817
2013	25.26138	5.875693	25.22108	64.71371
2014	25.26099	5.864878	25.22067	64.73830
2015	25.26061	5.854472	25.22027	64.76195
2016	25.26025	5.844459	25.21989	64.78471
2017	25.25990	5.834824	25.21952	64.80662
2018	25.25957	5.825552	25.21916	64.82769
2019	25.25925	5.816630	25.21882	64.84798
2020	25.25894	5.808045	25.21849	64.86749
2021	25.25864	5.799784	25.21817	64.88627
2022	25.25836	5.791834	25.21787	64.90434
2023	25.25808	5.784185	25.21758	64.92173
2024	25.25782	5.776824	25.21729	64.93846

- مثلما عملنا في آخر مرحلة لنموذج VAR، نقوم بالتأكد من استقرارية هذا النموذج VECM المقدر ككل، فاننا نقوم بالعودة الى واجهة عرض برنامج EViews للنموذج VECM، حيث نقوم بالامر التالي: Wiew ⟶ Lag Structure ⟶ AR Roots Graph.فيظهر لنا الشكل الآتي:

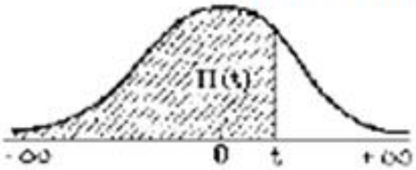


- هذا النموذج هو مستقر، أي انه ثابت عبر طيلة فترة الدراسة ويدل على عدم وجود تغير هيكلي حاصل لان كل النقاط التي تعبر عن معاملات جميع الجذور الأحادية تقع داخل دائرة الوحدة (أقل من الواحد)

الجداول الإحصائية

1. جدول توزيع Laplace-Gauss
2. جدول توزيع Student
3. جدول توزيع Chi-Deux
4. جدول توزيع Fisher-Snedecor
5. جدول توزيع Dickey-Fuller
6. جدول توزيع Durbin-Watson

1. TABLE DE LA LOI DE LAPLACE-GAUSS
(Probabilité de trouver une valeur inférieure à x)



$$\pi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{t} e^{-t^2/2}\, dt \; .$$

t	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
0,0	0,5000	0,5040	0,5080	0,5120	0,5160	0,5199	0,5239	0,5279	0,5319	0,5359
0,1	0,5398	0,5438	0,5478	0,5517	0,5557	0,5596	0,5636	0,5675	0,5714	0,5753
0,2	0,5793	0,5832	0,5871	0,5910	0,5948	0,5987	0,6026	0,6064	0,6103	0,6141
0,3	0,6179	0,6217	0,6255	0,6293	0,6331	0,6368	0,6406	0,6443	0,6480	0,6517
0,4	0,6554	0,6591	0,6628	0,6664	0,6700	0,6736	0,6772	0,6808	0,6844	0,6879
0,5	0,6915	0,6950	0,6985	0,7019	0,7054	0,7088	0,7123	0,7157	0,7190	0,7224
0,6	0,7257	0,7290	0,7324	0,7357	0,7389	0,7422	0,7454	0,7486	0,7517	0,7549
0,7	0,7580	0,7611	0,7642	0,7673	0,7704	0,7734	0,7764	0,7794	0,7823	0,7852
0,8	0,7881	0,7910	0,7939	0,7967	0,7995	0,8023	0,8051	0,8078	0,8106	0,8133
0,9	0,8159	0,8186	0,8212	0,8238	0,8264	0,8289	0,8315	0,8340	0,8365	0,8389
1,0	0,8413	0,8438	0,8461	0,8485	0,8508	0,8531	0,8554	0,8577	0,8599	0,8621
1,1	0,8643	0,8665	0,8686	0,8708	0,8729	0,8749	0,8770	0,8790	0,8810	0,8830
1,2	0,8849	0,8869	0,8888	0,8907	0,8925	0,8944	0,8962	0,8980	0,8997	0,9015
1,3	0,9032	0,9049	0,9066	0,9082	0,9099	0,9115	0,9131	0,9147	0,9162	0,9177
1,4	0,9192	0,9207	0,9222	0,9236	0,9251	0,9265	0,9279	0,9292	0,9306	0,9319
1,5	0,9332	0,9345	0,9357	0,9370	0,9382	0,9394	0,9406	0,9418	0,9429	0,9441
1,6	0,9452	0,9463	0,9474	0,9484	0,9495	0,9505	0,9515	0,9525	0,9535	0,9545
1,7	0,9554	0,9564	0,9573	0,9582	0,9591	0,9599	0,9608	0,9616	0,9625	0,9633
1,8	0,9641	0,9649	0,9656	0,9664	0,9671	0,9678	0,9686	0,9693	0,9699	0,9706
1,9	0,9713	0,9719	0,9726	0,9732	0,9738	0,9744	0,9750	0,9756	0,9761	0,9767
2,0	0,9772	0,9779	0,9783	0,9788	0,9793	0,9798	0,9803	0,9808	0,9812	0,9817
2,1	0,9821	0,9826	0,9830	0,9834	0,9838	0,9842	0,9846	0,9850	0,9854	0,9857
2,2	0,9861	0,9864	0,9868	0,9871	0,9875	0,9878	0,9881	0,9884	0,9887	0,9890
2,3	0,9893	0,9896	0,9898	0,9901	0,9904	0,9906	0,9909	0,9911	0,9913	0,9916
2,4	0,9918	0,9920	0,9922	0,9925	0,9927	0,9929	0,9931	0,9932	0,9934	0,9936
2,5	0,9938	0,9940	0,9941	0,9943	0,9945	0,9946	0,9948	0,9949	0,9951	0,9952
2,6	0,9953	0,9955	0,9956	0,9957	0,9959	0,9960	0,9961	0,9962	0,9963	0,9964
2,7	0,9965	0,9966	0,9967	0,9968	0,9969	0,9970	0,9971	0,9972	0,9973	0,9974
2,8	0,9974	0,9975	0,9976	0,9977	0,9977	0,9978	0,9979	0,9979	0,9980	0,9981
2,9	0,9981	0,9982	0,9982	0,9983	0,9984	0,9984	0,9985	0,9985	0,9986	0,9986

TABLE POUR LES GRANDES VALEURS DE X

x	3,0	3,1	3,2	3,3	3,4	3,5	3,6	3,8	4,0	4,5
$F(x)$	0,998 65	0,999 04	0,999 31	0,999 52	0,999 66	0,999 76	0,999 841	0,999 928	0,999 968	0,999 997

Nota. — La table donne les valeurs de $F(x)$ pour x positif. Lorsque x est négatif, il faut prendre le complément à l'unité de la valeur lue dans la table.

Exemples : pour $x = 1{,}37$ $F(x) = 0{,}9147$
pour $x = -1{,}37$ $F(x) = 0{,}0853$

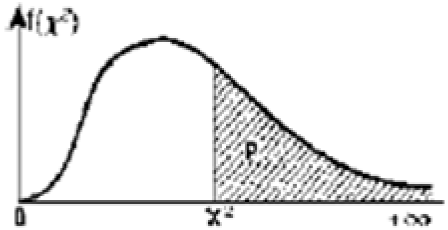
2. TABLE DE LA LOI DE STUDENT

Valeurs de T ayant la probabilité P d'être dépassées en valeur absolue

ν	$P = 0{,}90$	0,80	0,70	0,60	0,50	0,40	0,30	0,20	0,10	0,05	0,02	0,01
1	0,158	0,325	0,510	0,727	1,000	1,376	1,963	3,078	6,314	12,706	31,821	63,657
2	0,142	0,289	0,445	0,617	0,816	1,061	1,386	1,886	2,920	4,303	6,965	9,925
3	0,137	0,277	0,424	0,584	0,765	0,978	1,250	1,638	2,353	3,182	4,541	5,841
4	0,134	0,271	0,414	0,569	0,741	0,941	1,190	1,533	2,132	2,776	3,747	4,604
5	0,132	0,267	0,408	0,559	0,727	0,920	1,156	1,476	2,015	2,571	3,365	4,032
6	0,131	0,265	0,404	0,553	0,718	0,906	1,134	1,440	1,943	2,447	3,143	3,707
7	0,130	0,263	0,402	0,549	0,711	0,896	1,119	1,415	1,895	2,365	2,998	3,499
8	0,130	0,262	0,399	0,546	0,706	0,889	1,108	1,397	1,860	2,306	2,896	3,355
9	0,129	0,261	0,398	0,543	0,703	0,883	1,100	1,383	1,833	2,262	2,821	3,250
10	0,129	0,260	0,397	0,542	0,700	0,879	1,093	1,372	1,812	2,228	2,764	3,169
11	0,129	0,260	0,396	0,540	0,697	0,876	1,088	1,363	1,796	2,201	2,718	3,106
12	0,128	0,259	0,395	0,539	0,695	0,873	1,083	1,356	1,782	2,179	2,681	3,055
13	0,128	0,259	0,394	0,538	0,694	0,870	1,079	1,350	1,771	2,160	2,650	3,012
14	0,128	0,258	0,393	0,537	0,692	0,868	1,076	1,345	1,761	2,145	2,624	2,977
15	0,128	0,258	0,393	0,536	0,691	0,866	1,074	1,341	1,753	2,131	2,602	2,947
16	0,128	0,258	0,392	0,535	0,690	0,865	1,071	1,337	1,746	2,120	2,583	2,921
17	0,128	0,257	0,392	0,534	0,689	0,863	1,069	1,333	1,740	2,110	2,567	2,898
18	0,127	0,257	0,392	0,534	0,688	0,862	1,067	1,330	1,734	2,101	2,552	2,878
19	0,127	0,257	0,391	0,533	0,688	0,861	1,066	1,328	1,729	2,093	2,539	2,861
20	0,127	0,257	0,391	0,533	0,687	0,860	1,064	1,325	1,725	2,086	2,528	2,845
21	0,127	0,257	0,391	0,532	0,686	0,859	1,063	1,323	1,721	2,080	2,518	2,831
22	0,127	0,256	0,390	0,532	0,686	0,858	1,061	1,321	1,717	2,074	2,508	2,819
23	0,127	0,256	0,390	0,532	0,685	0,858	1,060	1,319	1,714	2,069	2,500	2,807
24	0,127	0,256	0,390	0,531	0,685	0,857	1,059	1,318	1,711	2,064	2,492	2,797
25	0,127	0,256	0,390	0,531	0,684	0,856	1,058	1,316	1,708	2,060	2,485	2,787
26	0,127	0,256	0,390	0,531	0,684	0,856	1,058	1,315	1,706	2,056	2,479	2,779
27	0,127	0,256	0,389	0,531	0,684	0,855	1,057	1,314	1,703	2,052	2,473	2,771
28	0,127	0,256	0,389	0,530	0,683	0,855	1,056	1,313	1,701	2,048	2,467	2,763
29	0,127	0,256	0,389	0,530	0,683	0,854	1,055	1,311	1,699	2,045	2,462	2,756
30	0,127	0,256	0,389	0,530	0,683	0,854	1,055	1,310	1,697	2,042	2,457	2,750
∞	0,12566	0,25335	0,38532	0,52440	0,67449	0,84162	1,03643	1,28155	1,64485	1,95996	2,32634	2,57582

3. TABLE DE LA LOI DU CHI-DEUX

Valeurs de χ^2 ayant la probabilité P d'être dépassées



ν	$P = 0{,}90$	0,80	0,70	0,50	0,30	0,20	0,10	0,05	0,02	0,01
1	0,0158	0,0642	0,148	0,455	1,074	1,642	2,706	3,841	5,412	6,635
2	0,211	0,446	0,713	1,386	2,408	3,219	4,605	5,991	7,824	9,210
3	0,584	1,005	1,424	2,366	3,665	4,642	6,251	7,815	9,837	11,345
4	1,064	1,649	2,195	3,357	4,878	5,989	7,779	9,488	11,668	13,277
5	1,610	2,343	3,000	4,351	6,064	7,289	9,236	11,070	13,388	15,086
6	2,204	3,070	3,828	5,348	7,231	8,558	10,645	12,592	15,033	16,812
7	2,833	3,822	4,671	6,346	8,383	9,803	12,017	14,067	16,662	18,475
8	3,490	4,594	5,527	7,344	9,524	11,030	13,362	15,507	18,168	20,090
9	4,168	5,380	6,393	8,343	10,656	12,242	14,684	16,919	19,679	21,666
10	4,865	6,179	7,267	9,342	11,781	13,442	15,987	18,307	21,161	23,209
11	5,578	6,989	8,148	10,341	12,899	14,631	17,275	19,675	22,618	24,725
12	6,304	7,807	9,034	11,340	14,011	15,812	18,549	21,026	24,054	26,217
13	7,042	8,634	9,926	12,340	15,119	16,985	19,812	22,362	25,472	27,688
14	7,790	9,467	10,821	13,339	16,222	18,151	21,064	23,685	26,873	29,141
15	8,547	10,307	11,721	14,339	17,322	19,311	22,307	24,996	28,259	30,578
16	9,312	11,152	12,624	15,338	18,418	20,465	23,542	26,296	29,633	32,000
17	10,085	12,002	13,531	16,338	19,511	21,615	24,769	27,587	30,995	33,409
18	10,865	12,857	14,440	17,338	20,601	22,760	25,989	28,869	32,346	34,805
19	11,651	13,716	15,352	18,338	21,689	23,900	27,204	30,144	33,687	36,191
20	12,443	14,578	16,266	19,337	22,775	25,038	28,412	31,410	35,020	37,566
21	13,240	15,445	17,182	20,337	23,858	26,171	29,615	32,671	36,343	38,932
22	14,041	16,314	18,101	21,337	24,939	27,301	30,813	33,924	37,659	40,289
23	14,848	17,187	19,021	22,337	26,018	28,429	32,007	35,172	38,968	41,638
24	15,659	18,062	19,943	23,337	27,096	29,553	33,196	36,415	40,270	42,980
25	16,473	18,940	20,867	24,337	28,172	30,675	34,382	37,652	41,566	44,314
26	17,292	19,820	21,792	25,336	29,246	31,795	35,563	38,885	42,856	45,642
27	18,114	20,703	22,719	26,336	30,319	32,912	36,741	40,113	44,140	46,963
28	18,939	21,588	23,647	27,336	31,391	34,027	37,916	41,337	45,419	48,278
29	19,768	22,475	24,577	28,336	32,461	35,139	39,087	42,557	46,693	49,588
30	20,599	23,364	25,508	29,336	33,530	36,250	40,256	43,773	47,962	50,892

Lorsque $\nu > 30$, on peut admettre que la quantité $\sqrt{2\chi^2} - \sqrt{2\nu - 1}$ suit la loi normale réduite.

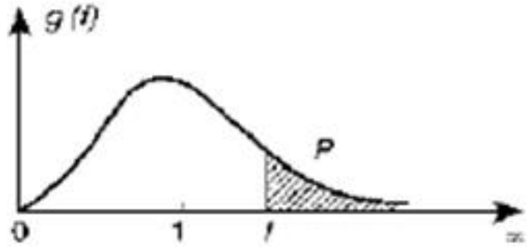
Exemple :

Calculez la valeur de χ^2 correspondant à une probabilité $P = 0{,}10$ de dépassement lorsque $\nu = 41$. À l'aide de la table 1, on calcule, pour $P = 0{,}10$, $x = 1{,}2816$.

D'où : $\chi^2 = \dfrac{[x + \sqrt{2\nu - 1}]^2}{2} = \dfrac{1}{2}[1{,}2816 + \sqrt{82 - 1}]^2 = \dfrac{1}{2}(10{,}2816)^2 = 52{,}85.$

4. TABLE DE LA LOI DE FISHER-SNEDECOR

Valeurs de F ayant la probabilité P d'être dépassées ($F = s_1^2/_2^2$)



ν_2	$\nu_1 = 1$		$\nu_1 = 2$		$\nu_1 = 3$		$\nu_1 = 4$		$\nu_1 = 5$	
	$P = 0,05$	$P = 0,01$	$P = 0,05$	$P = 0,01$	$P = 0,05$	$P = 0,01$	$P = 0,05$	$P = 0,01$	$P = 0,05$	$P = 0,01$
1	161,4	4 052	199,5	4 999	215,7	5 403	224,6	5 625	230,2	5764
2	18,51	98,49	19,00	99,00	19,16	99,17	19,25	99,25	19,30	99,30
3	10,13	34,12	9,55	30,81	9,28	29,46	9,12	28,71	9,01	28,24
4	7,71	21,20	6,94	18,00	6,59	16,69	6,39	15,98	6,26	15,52
5	6,61	16,26	5,79	13,27	5,41	12,06	5,19	11,39	5,05	10,97
6	5,99	13,74	5,14	10,91	4,76	9,78	4,53	9,15	4,39	8,75
7	5,59	12,25	4,74	9,55	4,35	8,45	4,12	7,85	3,97	7,45
8	5,32	11,26	4,46	8,65	4,07	7,59	3,84	7,01	3,69	6,63
9	5,12	10,56	4,26	8,02	3,86	6,99	3,63	6,42	3,48	6,06
10	4,96	10,04	4,10	7,56	3,71	6,55	3,48	5,99	3,33	5,64
11	4,84	9,65	3,98	7,20	3,59	6,22	3,36	5,67	3,20	5,32
12	4,75	9,33	3,88	6,93	3,49	5,95	3,26	5,41	3,11	5,06
13	4,67	9,07	3,80	6,70	3,41	5,74	3,18	5,20	3,02	4,86
14	4,60	8,86	3,74	6,51	3,34	5,56	3,11	5,03	2,96	4,69
15	4,54	8,68	3,68	6,36	3,29	5,42	3,06	4,89	2,90	4,56
16	4,49	8,53	3,63	6,23	3,24	5,29	3,01	4,77	2,85	4,44
17	4,45	8,40	3,59	6,11	3,20	5,18	2,96	4,67	2,81	4,34
18	4,41	8,28	3,55	6,01	3,16	5,09	2,93	4,58	2,77	4,25
19	4,38	8,18	3,52	5,93	3,13	5,01	2,90	4,50	2,74	4,17
20	4,35	8,10	3,49	5,85	3,10	4,94	2,87	4,43	2,71	4,10
21	4,32	8,02	3,47	5,78	3,07	4,87	2,84	4,37	2,68	4,04
22	4,30	7,94	3,44	5,72	3,05	4,82	2,82	4,31	2,66	3,99
23	4,28	7,88	3,42	5,66	3,03	4,76	2,80	4,26	2,64	3,94
24	4,26	7,82	3,40	5,61	3,01	4,72	2,78	4,22	2,62	3,90
25	4,24	7,77	3,38	5,57	2,99	4,68	2,76	4,18	2,60	3,86
26	4,22	7,72	3,37	5,53	2,98	4,64	2,74	4,14	2,59	3,82
27	4,21	7,68	3,35	5,49	2,96	4,60	2,73	4,11	2,57	3,78
28	4,20	7,64	3,34	5,45	2,95	4,57	2,71	4,07	2,56	3,75
29	4,18	7,60	3,33	5,42	2,93	4,54	2,70	4,04	2,54	3,73
30	4,17	7,56	3,32	5,39	2,92	4,51	2,69	4,02	2,53	3,70
40	4,08	7,31	3,23	5,18	2,84	4,31	2,61	3,83	2,45	3,51
60	4,00	7,08	3,15	4,98	2,76	4,13	2,52	3,65	2,37	3,34
120	3,92	6,85	3,07	4,79	2,68	3,95	2,45	3,48	2,29	3,17
∞	3,84	6,64	2,99	4,60	2,60	3,78	2,37	3,32	2,21	3,02

Nota. — s_1^2 est la plus grande des deux variances estimées, avec ν_1 degrés de liberté.

5. TABLES DE DICKEY-FULLER

Modèle [1] sans tendance et sans terme constant
Modèle [2] sans tendance et avec terme constant
Modèle [3] avec tendance et avec terme constant

Tables de la distribution du t_{ϕ_1}

Nombre observations	Probabilités								
n	0,01	0,025	0,05	0,10	0,90	0,95	0,975	0,99	
25	− 2,66	− 2,26	− 1,95	− 1,60	0,92	1,33	1,70	2,16	
50	− 2,62	− 2,25	− 1,95	− 1,61	0,91	1,31	1,66	2,08	
100	− 2,60	− 2,4	− 1,95	− 1,61	0,91	1,29	1,64	2,03	Modèle [1]
250	− 2,58	− 2,23	− 1,95	− 1,62	0,89	1,29	1,63	2,01	
500	− 2,58	− 2,23	− 1,95	− 1,62	0,89	1,28	1,62	2,00	
∞	− 2,58	− 2,23	− 1,95	− 1,62	0,89	1,28	1,62	2,00	
25	− 3,75	− 3,33	− 3,00	− 2,63	− 0,37	0,00	0,34	0,72	
50	− 3,58	− 3,22	− 2,93	− 2,60	− 0,40	− 0,03	0,29	0,66	
100	− 3,51	− 3,17	− 2,89	− 2,58	− 0,42	− 0,05	0,26	0,63	Modèle [2]
250	− 3,46	− 3,14	− 2,88	− 2,57	− 0,42	− 0,06	0,24	0,62	
500	− 3,44	− 3,13	− 2,87	− 2,57	− 0,43	− 0,07	0,24	0,61	
∞	− 3,43	− 3,12	− 2,86	− 2,57	− 0,44	− 0,07	0,23	0,60	
25	− 4,38	− 3,95	− 3,60	− 3,24	− 1,14	− 0,80	− 0,50	− 0,15	
50	− 4,15	− 3,80	− 3,50	− 3,18	− 1,19	− 0,87	− 0,58	− 0,24	
100	− 4,04	− 3,73	− 3,45	− 3,15	− 1,22	− 0,90	− 0,62	− 0,28	Modèle [3]
250	− 3,99	− 3,69	− 3,43	− 3,13	− 1,23	− 0,92	− 0,64	− 0,31	
500	− 3,98	− 3,68	− 3,42	− 3,13	− 1,24	− 0,93	− 0,65	− 0,32	
∞	− 3,96	− 3,66	− 3,41	− 3,12	− 1,25	− 0,94	− 0,66	− 0,33	

Tables de la distribution des $t_{\hat{c}}$ et $t_{\hat{b}}$ (test bilatéral)

	Modèle [2]			Modèle [3]					
	Constante c			Constante c			Tendance b		
n	2 %	5 %	10 %	2 %	5 %	10 %	2 %	5 %	10 %
25	3,41	2,97	2,61	4,05	3,59	3,20	3,74	3,25	2,85
50	3,28	2,89	2,56	3,87	3,47	3,14	3,60	3,18	2,81
100	3,22	2,86	2,54	3,78	3,42	3,11	3,53	3,14	2,79
250	3,19	2,84	2,53	3,74	3,39	3,09	3,49	3,12	2,79
500	3,18	2,83	2,52	3,72	3,38	3,08	3,48	3,11	2,78
∞	3,18	2,83	2,52	3,71	3,38	3,08	3,46	3,11	2,78

6 . TABLE DE DURBIN-WATSON
Risque $\alpha = 5$ %

n	$k=1$		$k=2$		$k=3$		$k=4$		$k=5$	
	d_1	d_2	d_1	d_2	d_1	d_2	d_1	d_2	d_1	d_2
15	1,08	1,36	0,95	1,54	0,82	1,75	0,69	1,97	0,56	2,21
16	1,10	1,37	0,98	1,54	0,86	1,73	0,74	1,93	0,62	2,15
17	1,13	1,38	1,02	1,54	0,90	1,71	0,78	1,90	0,67	2,10
18	1,16	1,39	1,05	1,53	0,93	1,69	0,82	1,87	0,71	2,06
19	1,18	1,40	1,08	1,53	0,97	1,68	0,86	1,85	0,75	2,02
20	1,20	1,41	1,10	1,54	1,00	1,68	0,90	1,83	0,79	1,99
21	1,22	1,42	1,13	1,54	1,03	1,67	0,93	1,81	0,83	1,96
22	1,24	1,43	1,15	1,54	1,05	1,66	0,96	1,80	0,86	1,94
23	1,26	1,44	1,17	1,54	1,08	1,66	0,99	1,79	0,90	1,92
24	1,27	1,45	1,19	1,55	1,10	1,66	1,01	1,78	0,93	1,90
25	1,29	1,45	1,21	1,55	1,12	1,66	1,04	1,77	0,95	1,89
26	1,30	1,46	1,22	1,55	1,14	1,65	1,06	1,76	0,98	1,88
27	1,32	1,47	1,24	1,56	1,16	1,65	1,08	1,76	1,01	1,86
28	1,33	1,48	1,26	1,56	1,18	1,65	1,10	1,75	1,03	1,85
29	1,34	1,48	1,27	1,56	1,20	1,65	1,12	1,74	1,05	1,84
30	1,35	1,49	1,28	1,57	1,21	1,65	1,14	1,74	1,07	1,83
31	1,36	1,50	1,30	1,57	1,23	1,65	1,16	1,74	1,09	1,83
32	1,37	1,50	1,31	1,57	1,24	1,65	1,18	1,73	1,11	1,82
33	1,38	1,51	1,32	1,58	1,26	1,65	1,19	1,73	1,13	1,81
34	1,39	1,51	1,33	1,58	1,27	1,65	1,21	1,73	1,15	1,81
35	1,40	1,52	1,34	1,58	1,28	1,65	1,22	1,73	1,16	1,80
36	1,41	1,52	1,35	1,59	1,29	1,65	1,24	1,73	1,18	1,80
37	1,42	1,53	1,36	1,59	1,31	1,66	1,25	1,72	1,19	1,80
38	1,43	1,54	1,37	1,59	1,32	1,66	1,26	1,72	1,21	1,79
39	1,43	1,54	1,38	1,60	1,33	1,66	1,27	1,72	1,22	1,79
40	1,44	1,54	1,39	1,60	1,34	1,66	1,29	1,72	1,23	1,79
45	1,48	1,57	1,43	1,62	1,38	1,67	1,34	1,72	1,29	1,78
50	1,50	1,59	1,46	1,63	1,42	1,67	1,38	1,72	1,34	1,77
55	1,53	1,60	1,49	1,64	1,45	1,68	1,41	1,72	1,38	1,77
60	1,55	1,62	1,51	1,65	1,48	1,69	1,44	1,73	1,41	1,77
65	1,57	1,63	1,54	1,66	1,50	1,70	1,47	1,73	1,44	1,77
70	1,58	1,64	1,55	1,67	1,52	1,70	1,49	1,74	1,46	1,77
75	1,60	1,65	1,57	1,68	1,54	1,71	1,51	1,74	1,74	1,77
80	1,61	1,66	1,59	1,69	1,56	1,72	1,53	1,74	1,51	1,77
85	1,62	1,67	1,60	1,70	1,57	1,72	1,55	1,75	1,52	1,77
90	1,63	1,68	1,61	1,70	1,59	1,73	1,57	1,75	1,54	1,78
95	1,64	1,69	1,62	1,71	1,60	1,73	1,58	1,75	1,56	1,78
100	1,65	1,69	1,63	1,72	1,61	1,74	1,59	1,76	1,57	1,78

k est le nombre de variables exogènes (constante exclue).
n est la taille de l'échantillon.

قائمة المراجع

- البشير ، ز. ع. ع (2016). تحليل السلاسل الزمنية (في مجال التكرار و مجال الزمن). دار الجنان للنشر والتوزيع، ط1. الأردن.
- السواعي، خ. م (2011). EViews والقياس الاقتصادي. دائرة المكتبة الوطنية، عمان، الأردن.
- شعراوي، س. م (2005). مقد مة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية. مركز النشر العلمي، جامعة الملك عبد العزيز، جدة، السعودية.
- الشويرف، م. ع.، والبيباص، ن . ا (2015). التنبؤ بالكميات المنتجة من النفط الخام في ليبيا باستخدام النماذج المحددة (نماذج التمهيد الاسي) خلال الفترة 2013-1972. مجلة العلوم الاقتصادية والسياسية، 3 (30).
- شيخي، م. (2011). طرق الاقتصاد القياسي: محاضرات وتطبيقات. دار الحامد، ط 1، الاردن.
- صافي، س. خ (2015)، مقدمة في تحليل نماذج الانحدار باستخدام EViews. الجزء الاول، الجاعة الإسلامية، غزة.
- الصنوي، ع (2013). مادة EViews في الاقتصاد القياسي. جامعة صنعاء، اليمن.
- عطوة، م. م (2002). الاقتصاد القياسي بين النظرية والتطبيق. المكتبة العصرية، ط 1، المنصورة، مصر.
- محمد، أ. س.، يوسف. هـ. ي، كاظم. ا. ج.، وعبد اللطيف، هـ. ف (2015). مقدمة تحليلية في مشاكل الإنحدار باستخدام EVIEWS 8.1. الجزء الثاني من سلسلة تعليم البرمجة بلغة EViews 8.1، العراق.
- مولود ، ح (1998). نماذج و تقنيات التنبؤ القصير المدى : دراسة مدعمة بأمثلة محلولة. ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر.
- مولود ، ح (2010). السلاسل الزمنية وتقنيات التنبؤ القصير المدى، ديوان المطبوعات الجامعية، ط 3، الجزائر.
- نقار، ع.، والعواد، م (2011). منهجية Box-Jenkins في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ: دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سورية، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانوني، 27 (03).
- يحياوي، م (2014). التقنيات الكمية في ادارة الاعمال: محاضرات و تمارين.دار اليازوري العلمية للنشر والتوزيع، الأردن.
- Bourbonnais, R. (2015). Économétrie-9e édition: Cours et exercices corrigés. Paris: Dunod.
- Box , G. P., & Jenkins, G. M. (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control. Holden-Day.

- Charpentier, A. (2006). Cours de Séries Temporelles: Théorie et Applications. 2. DESS Actuariat & DESS Mathématiques de la Décision: Université Paris Dauphine, France.
- Davidson, J. E. H., Hendry, D. F., Srba, F. and Yeo, J. S. (1987) Econometric Modelling of the Aggregate Time Series Relationship between Consumer's Expenditure and Income in the United Kingdom, Economic Journal, 88, 661-692.
- Engle , R. F., & Granger, C. W. (1987). Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing. Econometrica, 55(2), 251-276.
- Gossé, J. B., & Guillaumin, C. (2013). L'apport de la représentation VAR de Christopher A. Sims à la science économique. L'Actualité économique, 89(4), 305-319.
- Granger, C. W., Newbold, P., & Econom, J. (1974). Spurious regressions in econometrics. Journal of econometrics, 2, 109-118.
- Hamilton, J. (1994). Time series analysis (Vol. 2). New Jersey: Princeton.
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. Journal of economic dynamics and control, 12(2-3), 231-254
- Johansen, S., & Juselius. (1990). Maximum likelihood estimation and to the demand for money inference on cointegration with application. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 52.
- Lubrano, M. (2007). Modeles VAR, modeles VAR structurels et modelesa équations simultanées. GREQE-CNRS.
- Lütkepohl, H. (1991). VAR processes with parameter constraints. In Introduction to Multiple Time Series Analysis (pp. 167-214). Springer, Berlin, Heidelberg
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. Econometrica: journal of the Econometric Society, 1-48.
- Sims, C. A. (1996). Macroeconomics and methodology. Journal of Economic Perspectives. 10(1), 105-120.