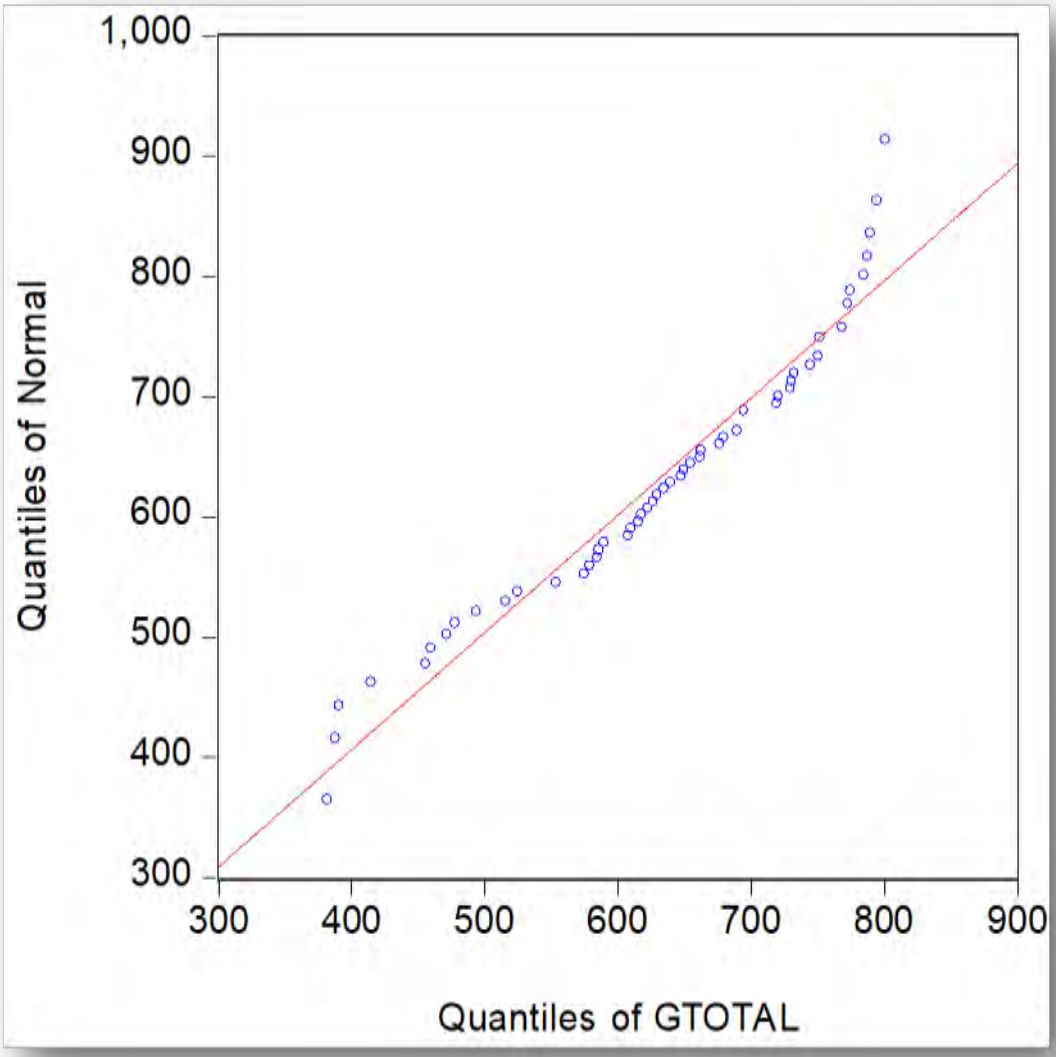
Guía Introductoria
A Econometrics EViews



Jeferson Ruiz Pérez

A mi amigo y compañero eterno, Fernándo Cardenal Martínez, Sj. (q.e.p.d). Quien ahora me ve y me acompaña desde otra dimensión.

A Deybi Morales León,
quien me inició en el maravilloso mundo de la programación econométrica
y la economía computacional…

Tabla de Contenido

Introducción a EViews. 1

1 Introducción. 1

1.1 Introducción al sistema operativo Econometrics EViews. 1

1.1.1 Iniciar EViews. 2

1.1.2 El Entorno Eviews 2

1.1.3 Importar Datos (En distintos formatos) 7

1.1.4 Creación de Gráficos 11

1.1.5 Modelización 12

1.1.6 Comentarios a la salida de regresión de MCO. 15

2 Modelo de Regresión Lineal Clásico MCO (Estimación). 17

2.1 INTRODUCCIÓN. 17

2.1.1 Generación de variables e introducción de datos. 17

2.2 El modelo de regresión MCO. 33

2.2.1 Ejercicios Propuestos 35

2.2.2 Matriz correlación/covarianza. 37

2.2.3 MCO. 39

2.2.4 Prueba de hipótesis 41

2.2.5 Gráfico de residuos. 41

2.2.6 Ejercicios Propuestos 43

2.3 Más que el modelo de dos variables 43

2.3.1 (El Modelo sin intercepto). 43

2.4 Coeficientes estandarizados 45

2.5 Modelo semilogarítmico. 47

2.6 Modelos recíprocos. 50

2.7 Modelo Recíproco-Logarítmico (opcional). 53

2.8 El modelo de k variables (Regresión Múltiple). 55

2.9 El modelo Cobb-Douglas 56

2.10 Selección de Variable (Contraste de Ramsey, RESET). 63

2.10.1 Aplicación del contraste de Ramsey 68

2.11 Estimación de una función de coste. 69

2.12 Miscelánea Ejercicios propuestos. 75

3 Cambio estructural, variables ficticias, modelos no lineales y violación a los supuestos ... 77

3.1 Introducción 77
3.1.1 Variables Ficticias. 77
3.1.2 Contraste de ruptura total. 79
3.2 Apéndice A 94
3.3 Modelo no lineal Cobb-Douglas-CES 97
3.3.1 CES 98
3.4 Multicolinealidad 100
3.4.1 Detección de colinealidad 101
3.4.2 Factor de Inflación de la varianza VIF. 102
3.4.3 Corrección de la multicolinealidad 105
3.4.4 Ejercicios propuestos: 109
3.5 Heteroscedasticidad 109
3.5.1 Contraste BPG. 112
3.5.2 Contraste de White. 113
3.5.3 Contraste de Glejser. 113
3.5.4 Contraste de Harvery. 114
3.6 Autocorrelación. 118
3.6.1 Correlograma 120
3.6.2 Contraste de Breusch-Godfrey. 121
3.6.3 Especificación alternativa al modelo. 122
3.6.4 Obtención de estimadores ELIO. Método de Cochrane-Orcutt 123
3.6.5 Ejercicios propuestos 125
4 Apéndice E. Tablas 126
4.1 Tabla 1 Hop_Scot 126
4.2 Tabla 2 (Gujarati Tabla 2.8) 126
4.3 Tabla 3 (Gujarati Tabla 5.5) 127
4.4 Tabla 4 (D. Montgomery) 129
4.5 Tabla 5 129
4.6 Tabla 6 129
4.7 Tabla 7 130
4.8 Tabla 8 (Coob-Douglas) 132
4.9 Tabla 9 Función Cúbica 133
4.10 Tabla 10 134
4.11 Tabla 11 Cob-douglas-ces 134

4.12 Tabla 12. Multicolinealidad 135
4.13 Tabla 13. Heterocedasticidad 135
4.14 Tabla 14. Autocorrelación 136
5 Lecturas Recomendadas 138

Prefacio

A finales del 2012 tuve la iniciativa, propuesta por mi fraterno amigo Deybi Morales, de escribir algún tipo de manual o tutorial sobre cómo usar el programa Econometrics EViews para aplicar regresiones y con ello econometría.

La propuesta me pareció muy interesante y retro alimentativa ya que a inicios del mes de mayo de este mismo año (2012) él y yo habíamos impartido un curso introductorio de economía computacional en R-project. Al mismo tiempo fundamos el primer grupo de usuarios R-Nicaragua.

Recuerdo que, entusiasmados, Deybi y yo, compartimos esta propuesta con el profesor José Morales, actual director del Departamento de Economía de la Universidad Centroamericana UCA, quien fue nuestro profesor y actualmente es nuestro amigo. Confieso que la propuesta le pareció genial. En ningún momento dudó brindarnos su apoyo.

Aunque lamentablemente he de decir que, el apoyo proporcionado no era el que debía de ser como para emprender un proyecto como este. Sin embargo, su apoyo siempre fue muy grande para nosotros.

Recuerdo que para esos días busqué ayuda por parte de los jesuitas, pero nunca recibí la atención ni la ayuda que ameritaba este pequeño proyecto. Al final, me di por vencido en cuanto a la búsqueda de ayuda y algún tipo de financiamiento, más no de mis ánimos por llevar a cabo la obra y, más aún, concluirla.

No obstante, lamento confesar que ante la falta de desinterés por las partes, me sentí muy triste y dejé a medio camino lo que había iniciado a escribir por un buen tiempo. Empero, un día mi fraterno amigo Deybi me llamó y me propuso continuar la obra y resaltar en ella el potencial de EViews en cuanto a su lenguaje de programación.

Y como a dos puyazos no hay toro valiente, ni cuerpo que se resista, nuevamente caí en la tentación de continuar con el proyecto, con el único objetivo de terminarlo.

Fue entonces a mediados del año 2013 cuando inicie a estudiar los comandos y el lenguaje de programación de EViews, y con ello hacer mis apuntes.

Producto de esto es que el presente tutorial esta combinado, de tal manera que utilizo procedimientos a través de ventanas (GUI) y comandos de programación. Pero lo más importante es que, considero y doy por terminada esta primera fase del "Proyecto EViews", a como yo lo llamé en sus inicios.

Ante todo quiero dejar en claro que este tutorial no es del todo completo. Solamente es una introducción al uso y manejo del programa incluyendo algunas técnicas que pueden facilitar el trabajo del usuario.

Quienes quieran profundizar más en el tema, con todo respeto, recomiendo remitirse a los manuales originales de EViews.

Para finalizar, quisiera comentar que el propósito de escribir este tutorial fueron dos. Primeramente, ante la necesidad de tener un libro de texto específico donde se pueda aprender a utilizar una herramienta informática especializada de manera accesible a cualquier persona involucrada en este campo de estudios. Y segundo, demostrar que un alumno, cuando se lo propone, puede más que un profesor. No quiero que esto se mal interprete. Lo digo en el tono más humilde posible.

Jeferson Ruiz Pérez
nicaeda@gmail.com
Febrero 21, 2014.

Prólogo

En este tutorial se proporciona un manejo elemental-introductorio a algunas técnicas econométricas aplicadas en EViews. Apropiado para estudiantes e investigadores que quieran aprender a manejar una herramienta informática de buen potencial para el modelado econométrico.

No se requiere saber "programación", pues este texto lo que busca es que el usuario aprenda de una manera muy sencilla los distintos procedimientos, tanto por ventanas como por comandos.

Este tutorial consta de tres partes. En la primera parte se presenta una introducción detallada del entorno EViews, con algunos ejemplos. En la segunda parte se plantean y resuelven algunos modelos haciendo uso de un procedimiento combinado, o sea, a través de ventanas y comandos. En la tercera parte se plantean y resuelven problemas, solamente a través del lenguaje de programación. Los datos que se utilizan en este tutorial provienen de distintas fuentes, principalmente del libro de Gujarati, Banco Central de Nicaragua (BCN), entre otros. Al final del texto, se presentan las tablas.

También, este tutorial contiene dos apéndices. En el primer apéndice se presenta el comando de ayuda en EViews y en el segundo se proporcionan las tablas de los datos que se utilizaron para estimar los modelos.

Por último, quiero dejar en claro que este tutorial no es un manual de econometría o de EViews. Este tutorial es una serie de apuntes que tratan sobre cómo usar EViews a un nivel introductorio, a través del planteamiento de muchos ejercicios, en los cuales se van desarrollando distintos procedimientos para llegar a un fin.

La mayor recompensa que espero de este esfuerzo es que quienes lo lean, le sirva de apoyo en sus trabajos. Cualquier error en estos apuntes, es exclusiva responsabilidad mía y de nadie más. Cualquier duda o consulta (constructiva) me la pueden hacer saber a mi dirección de correo electrónico: nicaeda@gmail.com

Parte I

Introducción a EViews.

1 Introducción.

1.1 Introducción al sistema operativo Econometrics EViews.

EViews es un programa de computación especializado en el análisis econométrico y ofrece una amplia variedad de herramientas y procedimientos en un ambiente amigable y sencillo, posee instrucciones que facilitan la manipulación de datos, transformación y creación de variables, generación de fórmulas algebraicas, realización de operaciones con matrices y estimación de modelos uniecuacionales y multiecuacionales. EViews además ofrece un poderoso lenguaje de programación que brinda la posibilidad de programar prácticamente cualquier procedimiento, es por esta misma razón que el usuario no tiene que esperar por actualizaciones del programa para aplicar las últimas técnicas econométricas.

El objeto de trabajo básico de EViews son las series de tiempo, pero sin olvidar su capacidad de trabajar con series de corte transversal o cruzadas.

EViews utiliza el término "objeto" para recoger todo aquello con lo que se puede operar y crear. Objetos son por ejemplo una serie, una ecuación, un modelo o un coeficiente y, cada objeto tiene distintas perspectivas "views". Por ejemplo, una serie puede verse con un gráfico, una hoja de cálculo o mediante sus principales medidas descriptivas.

A continuación se pasará a revisar las principales ventanas de EViews, aunque su estudio detallado se realizará a lo largo de los distintos ejercicios resueltos en este libro.

1.1.1 Iniciar EViews.

Cuando ya tenemos instalado el programa, solamente hacemos doble clic sobre el ícono.

Gráfico 1. Icono de EViews en el escritorio

Y nos muestra su interfaz (Figura 1.1)

1.1.2 El Entorno Eviews

Ya dentro del sistema EViews, nos encontraremos con una pequeña ventana de presentación como la que presentamos a continuación:

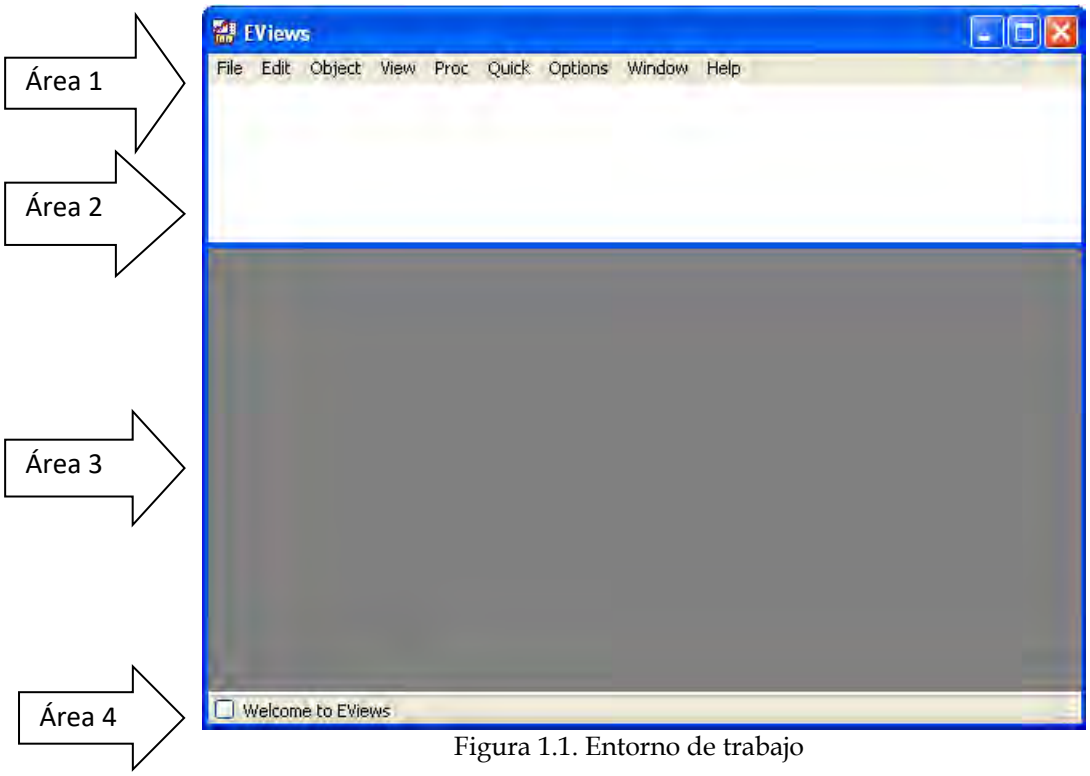


Figura 1.1. Entorno de trabajo

Esta ventana será nuestra zona de trabajo donde desarrollaremos todos nuestros modelos. Y, como podemos observar, está dividida en cuatro grandes áreas, marcadas respectivamente del 1 al 4, con el siguiente menú:

❖ *Área 1. Menú básico de herramientas generales.*

En esta primer área podemos acceder a los diferentes menús desplegables que ya son habituales en las distintas aplicaciones de Windows, acá podremos ejecutar los distintos comandos genéricos de ficheros (File), edición (Edit), manejo de objetos (Objets), desarrollo de procedimientos (Procs), accesos rápidos a operaciones básicas (Quick), opciones generales del programa (Options), gestión de ventanas (Windows), y ayuda en línea (Help), y cuyas funciones iremos detallando a lo largo de la creación de nuestros modelos.

❖ *Área 2. Zona de Comandos.*

En esta segunda área podremos introducir y ejecutar de forma manual todos los comandos habilitados en EViews, de forma tal que, conforme vallamos avanzando en la creación de nuestros modelos, ejecutaremos las opciones que vamos a utilizar sin necesidad de ir desplegando secuencialmente las opciones ofrecidas en las diferentes ventanas de acceso[1].

❖ *Área 3. Zona de presentación de contenidos y resultados.*

Esta zona ocupa la mayor parte de la pantalla, es donde se presentan los contenidos de los distintos ficheros de trabajos activos, así como los resultados de las diferentes acciones realizadas sobre los mismos. Acá podrán aparecer tanto ventanas desarrolladas, con todos sus contenidos, como pequeños íconos que deberán ser maximizados para consultar su contenido.

❖ *Área 4. Barra de presentación del estado de la aplicación.*

Esta última área nos informa sobre el estado actual de la aplicación activa, detallando la acción que se está ejecutando en ese momento (mensaje de bienvenida) y, cuando ya se tenga en ejecución nuestro primer modelo, se activará el directorio en ese momento (Path), y la base de datos que se está trabajando (BD), por último, el archivo de trabajo (Workfile)[2].

---

[1] Solicito al lector de este material, favor poner mucha atención e interés en esta área ya que nos facilitará grandemente cualquier tipo de trabajo para la ejecución y creación de nuestros modelos.

[2] Queremos hacer mención que, en dicha área también, nos muestra resultados de algunas operaciones aritméticas que bien se pueden realizar en la zona de comandos, por ejemplo, si quisiéramos conocer la media de alguna variable escribimos el comando: =@mean(varX1), seguido de *enter* y, donde ahora vemos que dice "bienvenido" en inglés, nos aparece el valor de la media de la variable X. Veremos un ejemplo sencillo más adelante.

Workfile (el Fichero de Trabajo).

En el lenguaje básico de EViews, los elementos de información se llaman "ficheros de trabajos" Workfiles, que están compuesto por una serie de elementos que denominamos objetos. La forma de acceder a los Workfiles es como la mayoría de los programas, o sea, creando uno nuevo o, recuperando del disco un archivo previamente almacenado.
Ambas opciones, crear (New) o abrir (Open) un fichero de trabajo se realizan desde el menú principal al desplegar la ventana File[3].

Por ejemplo, si optamos por crear un nuevo fichero de trabajo, ejecutamos el siguiente comando:

create new worfile

Se nos presenta una ventana de selección (Fig. 1.2) donde deberemos indicar las características generales del fichero, es decir, la frecuencia, tipo de datos a incorporar, y el rango, o período máximo a analizar.

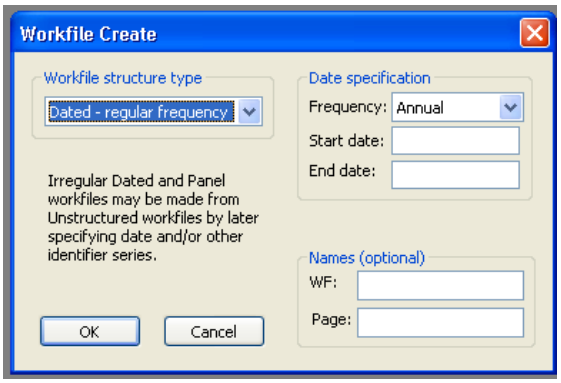


Figura 1.2. Frecuencia de los datos.

En este caso vamos a desplegar la pestaña de frecuencia de datos:

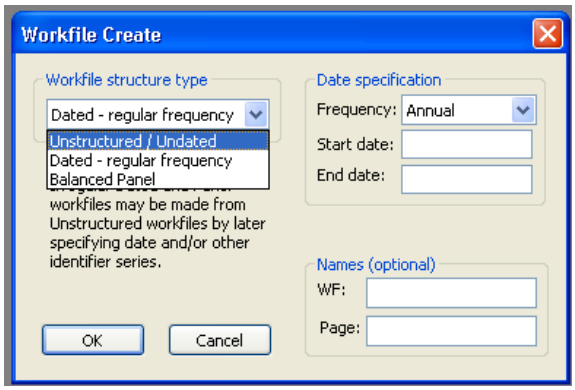


Figura 1.3. Selección de frecuencia.

[3] Te informo, querido lector que, esta opción también, se puede ejecutar escribiendo un comando en el área 2 que, quizá, te resulte más cómodo y rápido de ejecutar, pero esto lo veremos en las próximas páginas de este material.

Seleccionamos la primera opción y:

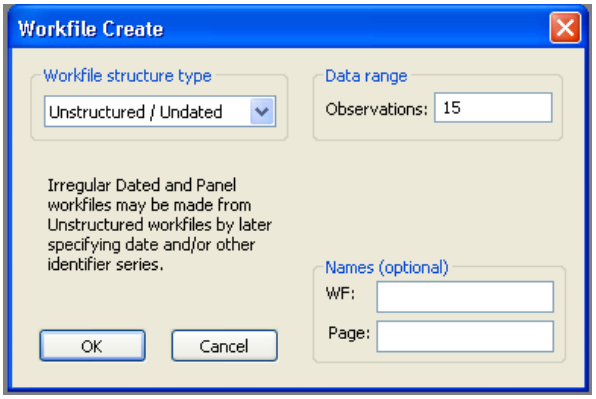


Figura 1.4. Datos longitudinales.

Luego escribimos la longitud de los datos, en este caso 15[4].

El tipo de datos a incorporar podrá ser, tal como se muestra en la Tabla 1.1 adyacente, anual, semestral, trimestral, mensual, semanal, diario (con semanas de cinco días), diario (con semanas de 7 días), o atemporal (irregular), seleccionándose la opción deseada sin más que marcar el tipo adecuado.

La amplitud máxima a considerar, rango, se define con el primer y el último dato a tener en cuenta, escribiéndolos respectivamente en los dos espacios disponibles[5].

Los formatos en los que deben incluirse las distintas fechas de inicio (Start date) y final del rango (End date), son los que se presentan en la tabla 1.1

Tabla 1.1. Frecuencia de datos

Tipo de datos	Formato de fecha	Ejemplo
Anual	**aaaa**	Inicio en 1980: **1980**
Semestral	**aaaa:s**	Inicio en el 1er semestre de 1980: **1980:1**
Trimestral	**aaaa:q**	Inicio en el 1er trimestre de 1980: **1980:1**
Mensual	**aaaa:mm**	Inicio en Enero de 1980: **1980:01**
Semanal	**mm:dd:aaaa**	Inicio el 1 de Julio de 1980: **07:01:1980**
Diario (5 días)		
Diario (7 días)		
Atemporal	**u**	Si se selecciona esta opción habitualmente la primera observación es el 1 y sólo habría que indicar el número máximo de observaciones.

[4] Recuerde que este, solamente es un ejemplo introductorio.

[5] Se trabaja con este tipo de series cuando nuestros dantos son en Panel que, el número de observaciones ven del 1 al infinito.

Una vez seleccionado el tipo de datos y el rango deseado, se pulsa el botón de aceptar **OK**, y nos aparecerá en el área 3 de presentación de contenidos, una nueva ventana cuyo contenido es, precisamente, el nuevo Workfile creado, que aparece denominado genéricamente como **Untitled**, conteniendo únicamente dos elementos, que serán, respectivamente un vector de coeficientes genéricos, denominado como **C**, y una serie genérica de residuos **RESID**, que no tendrá ningún valor asignado. A partir de este Workfile genérico ya estaremos en condiciones de empezar a crear nuevos elementos (objetos).

Otra manera útil y muy importante de empezar a generar series en EViews es a través del comando[6]:

wfcreate*(options) frequency start_date end_date [num_cross_sections]*
wfcreate*(options)* **u** *num_observations*

Como puede comprobarse en la imagen que aparece a continuación (Figura 1.5), la nueva ventana de workfile, tiene a su vez una barra de menú propia, con una serie de opciones que iremos viendo en los sucesivos apartados. Un espacio de características del workfile, donde aparecen el rango máximo *(Range)* y el período muestral activo *(Sample),* junto con el filtro de objetos a mostrar, si lo hubiere (Filter), y la ecuación activa en cada momento *(Default eq).*

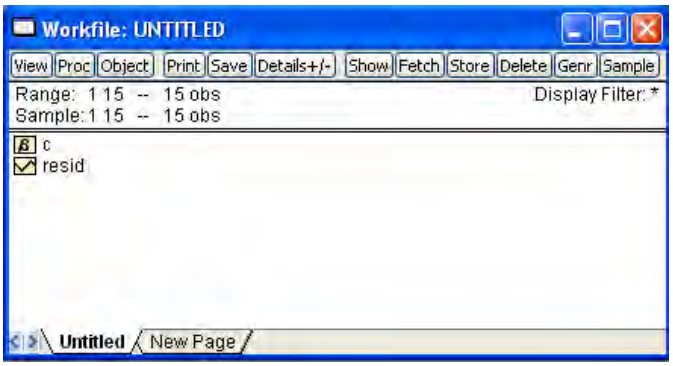


Figura 1.5. Workfile.

Tal como decíamos, la otra forma alternativa de activar un workfile es seleccionar un archivo previamente almacenado en el disco y que serán, por defecto, aquellos que presenten la extensión (*.wf1). Para realizar esta opción bastará con elegir en el menú de fichero *(File)*, la alternativa de abrir *(Open),* archivo de trabajo *(Workfile)* y se accede así a la pantalla habitual de selección de ficheros en las aplicaciones de Windows, donde se puede seleccionar la carpeta en donde buscar y el tipo de ficheros a mostrar[7].

[6] Más adelante veremos un ejemplo del uso de este comando.
[7] También se puede ejecutar directamente el comando "open", buscar la ruta donde tenemos almacenado nuestros ficheros y, simplemente abrirlos.

La imagen que mostramos a continuación (Figura 1.6) se ha seleccionado a modo de ejemplo para ilustrar el procedimiento que se sigue cuando se va a abrir un workfile para trabajar, o bien, crear un modelo.

Figura 1.6. Archivos en formato workfile.

1.1.3 Importar Datos (En distintos formatos)

Econometric Eviews nos ofrece una manera de importar bases de datos que se encuentren en formato Excel (que son con las que normalmente se trabaja), así como también, bases de datos que ya estén en formato Eviews, sin embargo, la nueva versión del Eviews 6 nos permite importar de formato Stata, SPSS, Minitab, y otras aplicaciones. En este caso la opción sería abrir y no importar. Para importar una base de datos en formato Excel, procedemos como sigue[8]:
El primer paso es: *Proc /Import /Load Workfile Page…*

Como se muestra en la figura;

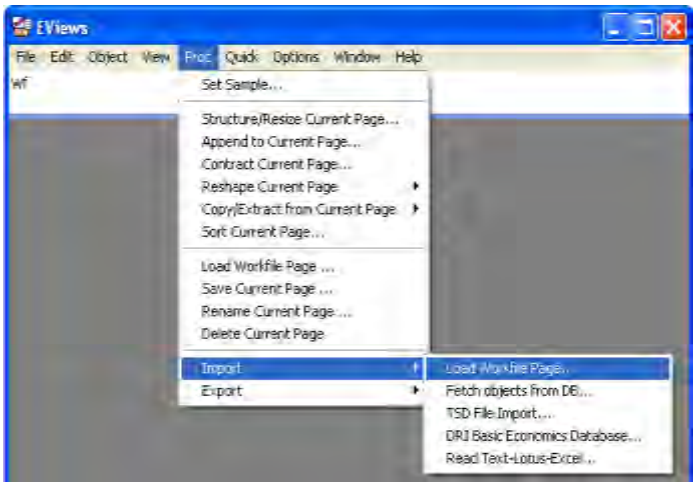


Figura 1.7. Importar datos.

[8] Recuerde el lector que, antes de importar una base de datos, tiene que haber generado la serie de observaciones con que va a trabajar. Por ejemplo, en la (Fig. 3) tenemos una serie generada que va del año 2000 al 2010. Después de esto, puede proceder a importar la base de datos en Excel que, son con las que normalmente vamos a trabajar a lo largo de todo este material.

Posteriormente se nos aparecerá la ventana de directorio (ruta) donde tenemos guardadas nuestras bases de datos. Si queremos abrir una base de datos en formato Stata, simplemente hay que seleccionar la extensión (*.dta). Como podemos observar en la Figura 1.9, al desplegar la ventana de selección, nos encontramos prácticamente con un menú de extensiones para importar desde otros formatos a Econometrics EViews, desde SPSS, Stata, Micro TSP, SAS, CSV, etc. No obstante, a pesar de esta novedosa opción de la versión 6 de EViews, reiteramos que la memoria de este programa es pequeña como para trabajar con datos de longitud mayor a cuatro mil quinientas observaciones. Este software fue diseñado meramente para trabajar con datos de series de tiempo y datos panel, no mayor a la muestra que se mencionó arriba. Para quienes deseen trabajar con datos de Corte Transversal, EViews no es el programa adecuado. Se recomienda SAS y Stata, pero nada mejor que **R** sobre todo si se desea realizar análisis multivariante.

A manera de ilustración vamos a importar una pequeña base de datos de nombre *hop scot* de 14 observaciones en formato Stata. Las variables son "obs", "publicidad", y"pasajeros". Como ya sabemos la rutina de importación, solamente vamos a seleccionar la base de datos y le damos abrir. Al darle esta orden, el sistema nos devuelve una ventana como la de la Figura 1.8. Aquí no hay mucho más que hacer, más que solamente dar clic en el botón abrir. Sin embargo, es importante observar esta ventana por un momento… Por ejemplo, el tipo de variables con que vamos a trabajar, son todas del tipo numéricas. Más adelante veremos algo distinto cuando trabajemos con variables no numéricas (corte transversal).

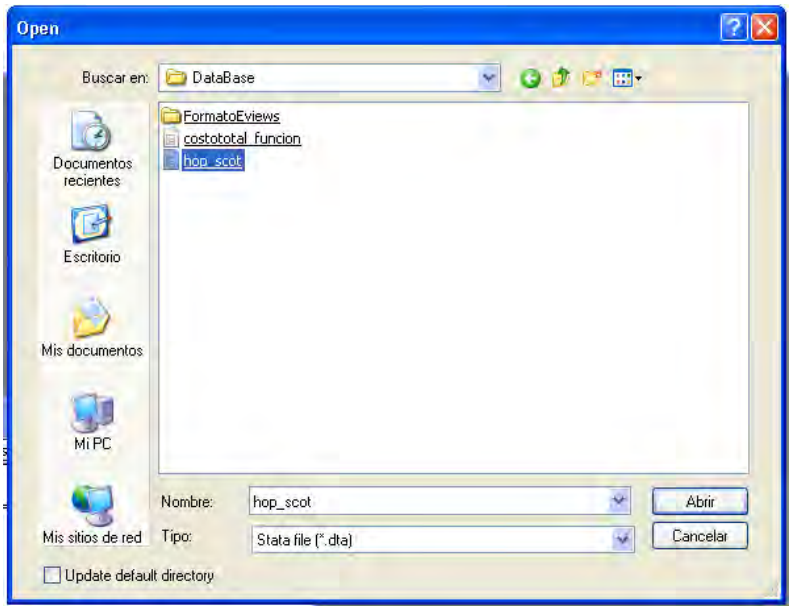


Figura 1.8. Archivos en formato stata.

Se desplega la pestaña donde dice *Tipo* y se selecciona la extensión de Stata (.dta):

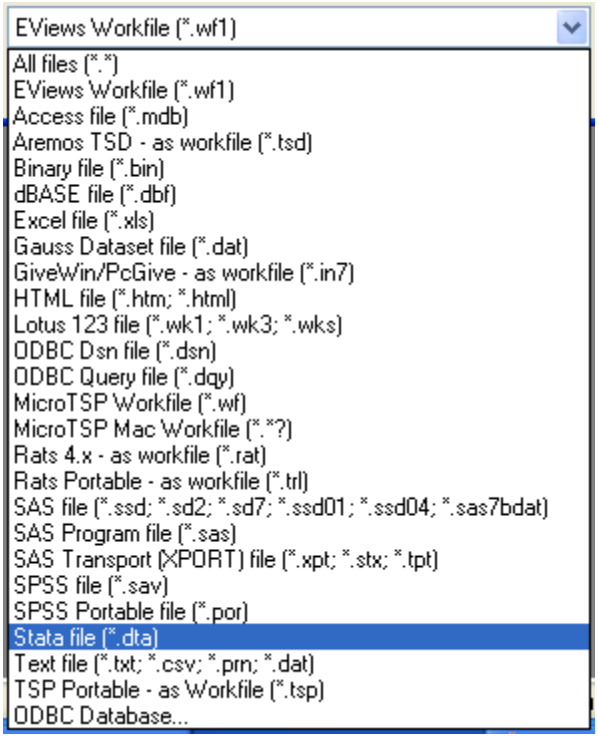


Figura 1.9. Selección de extensión.

Una vez hecho, clic en el botón aceptar,

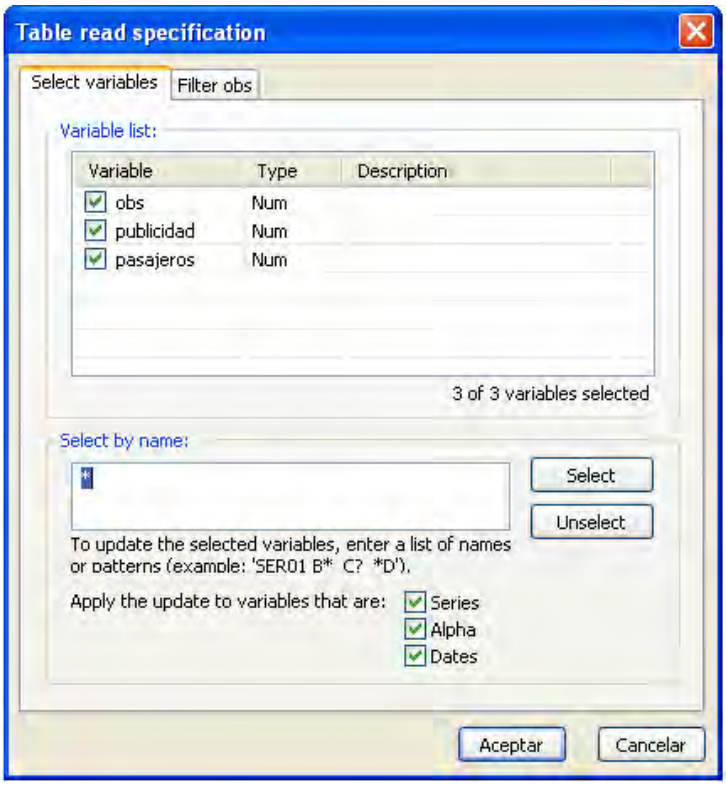


Figura 1.10. Reconocimiento de extensión stata.

Eviews nos muestra su interfaz con la nueva base de datos con la cual vamos a trabajar, como se muestra en la siguiente figura:

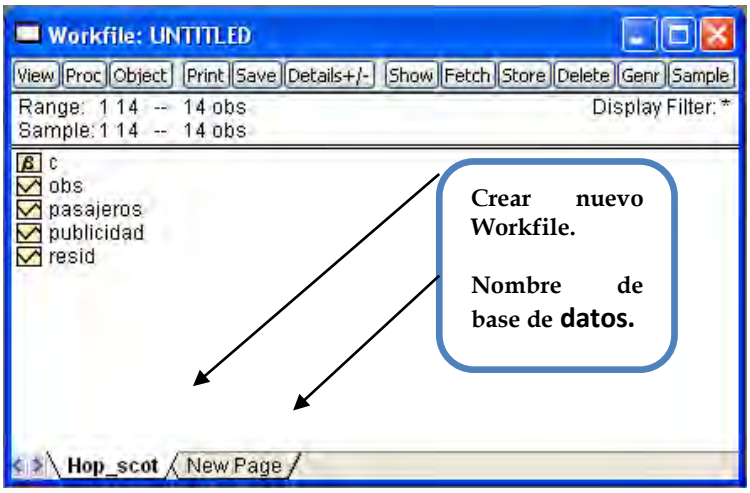


Figura 1.11. Workfile cargado y activo.

Al cerrar la ventana interna (base de datos) observamos los objetos creados en la ventana de workfile:

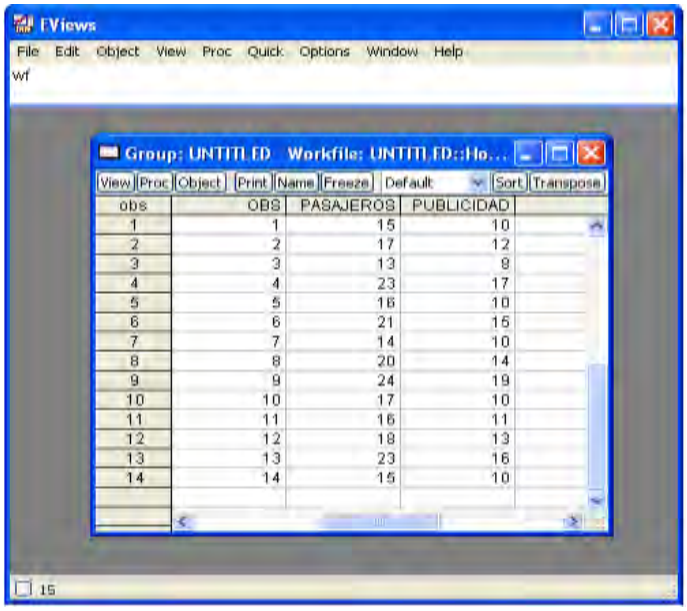


Figura 1.12. Hoja de datos.

Notamos que, fácilmente se importa/carga nuestra base de datos. De esta misma manera se pueden importar otras bases de datos en distintos formatos, el punto solamente consiste en seleccionar la extensión.

Algo importante para notar es que, la base de datos que hemos importado se llama Hop_Scot, lo cual es reconocido por Eviews y lo muestra en la pestaña señalada en la parte inferior izquierda, seguido de una pestaña llamada New Page, la cual nos sirve para cuando queremos trabajar con otra base de datos, cuando esta opción se realiza, solamente damos clic derecho y seleccionamos la opción cambiar nombre. Y listo.

1.1.4 Creación de Gráficos

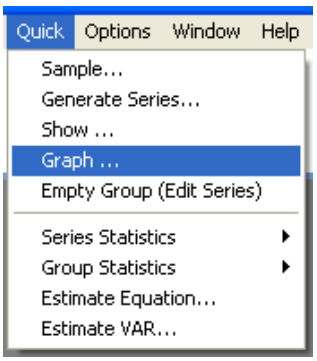


Figura 1.13. Creación de gráficos

Crear un gráfico en Eviews es lo más sencillo y, la nueva versión 6 ofrece una representación gráfica completa. Se pueden realizar gráficos lineales, de barra, de cajas (box plot), diagramas de dispersión, etc. Además se pueden realizar representaciones tanto conjuntas como por separado. El procedimiento es como se muestra en la Figura 1.14, al hacer clic en Graph… nos aparece una nueva ventana donde tenemos que escribir el nombre de la variable que deseamos graficar. En este caso vamos a graficar la variable, pasajeros, para ver si esta crece o decrece en el tiempo.

Figura 1.14. Selección de variable.

En la parte en blanco escribimos el nombre de la variable que, en este caso sabemos que es pasajeros y, luego hacemos clic en ok y, nos aparece una nueva ventana que es de selecciones múltiples las cuales nos permiten hacer modificaciones a los gráficos en estudio.

En esta ocasión vamos a seleccionar la opción de un gráfico de lineal (*Line & Symbol*) que por defecto ya aparece seleccionado. Simplemente damos clic en el botón Aceptar y, tenemos nuestro gráfico (Figura 1.16)

Figura 1.15. Menú de graficos.

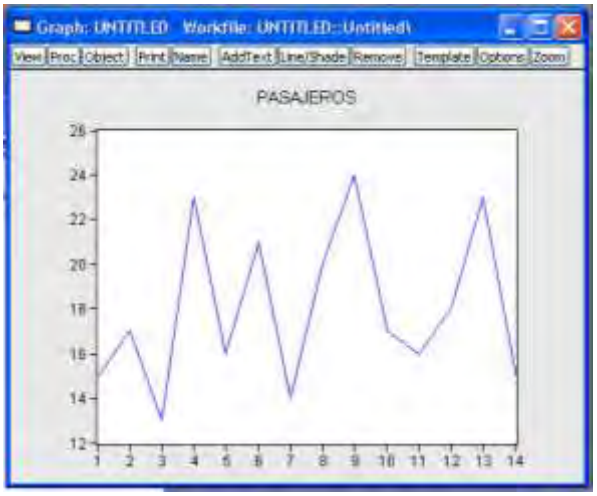


Figura 1.16. Variable pasajeros

1.1.5 Modelización

Quick / Estime Equation…

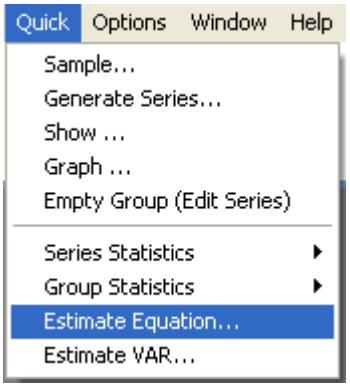


Figura 1.17. Menú de ecuaciones.

El procedimiento en este menú nos permite estimar nuestros modelos econométricos y, en la ventana de la Figura 1.18 nos da la opción de elegir entre distintos criterios de estimación. La sintaxis, en este caso, debe de hacerse siempre colocando en primer lugar la variable dependiente, seguido de la letra "c" para la contante de la regresión, y luego las variables explicativas.

Para ilustrar vamos a estimar el modelo de Hop_Scot, para ello escribimos la variable dependiente e independiente como se muestra en la figura 1.18. Como siempre, damos clic en el botón Aceptar y nos aparece una nueva ventana con la salida de regresión que, es la que nos da el programa EViews. Figura 1.19.

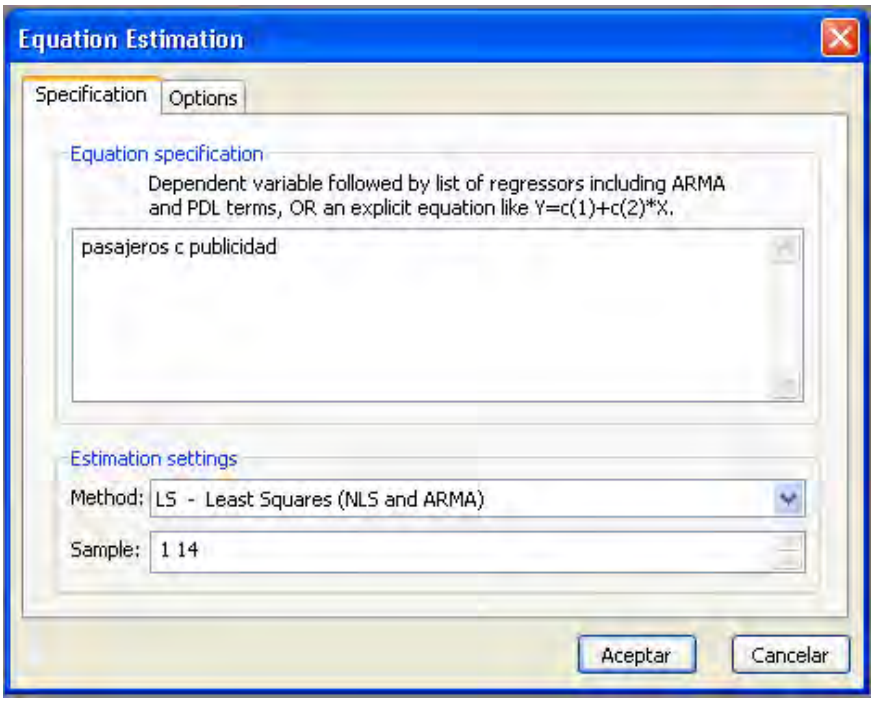


Figura 1.18. Estimación de la ecuación.

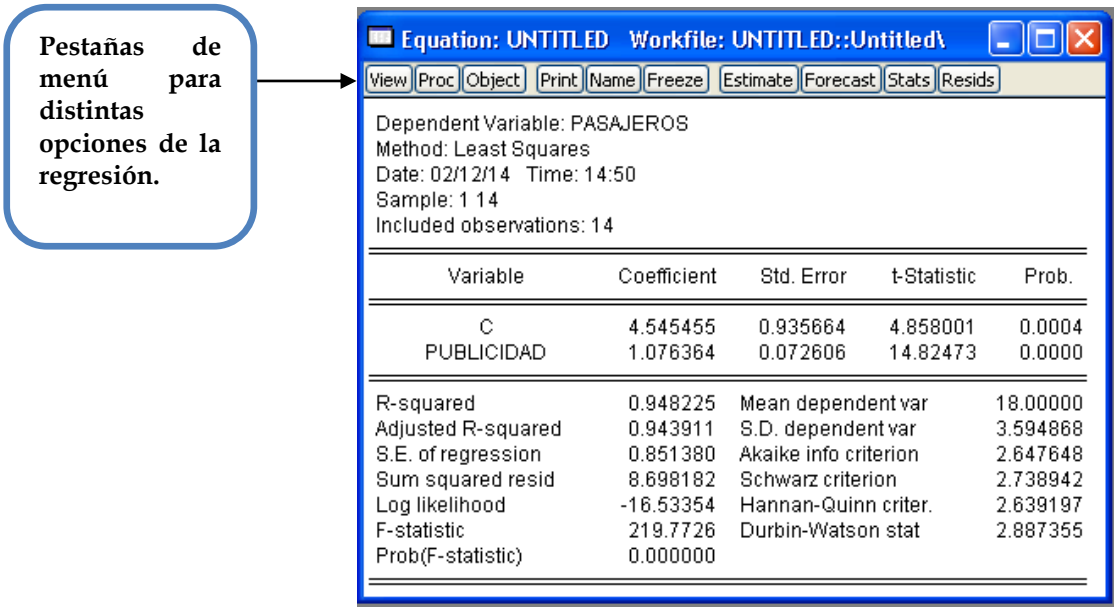


Figura 1.19. Salida de regresión.

En la ventana de la figura 1.18 se puede elegir el tamaño de la muestra en que se desea realizar la regresión, permitiendo cambiar en <<Sample>> que, se encuentra definido por defecto. No obstante, el proceso de estimación se puede cambiar a ARMA, Método Generalizado de Momento, Logit, Probit, etc. Simplemente, desplegando la pestaña "Method". También, podemos ampliar nuestras opciones de estimación a nuevas posibilidades, con sólo hacer clic en la pestaña "Options" de la figura 1.20, nos aparece una nueva ventana de opciones:

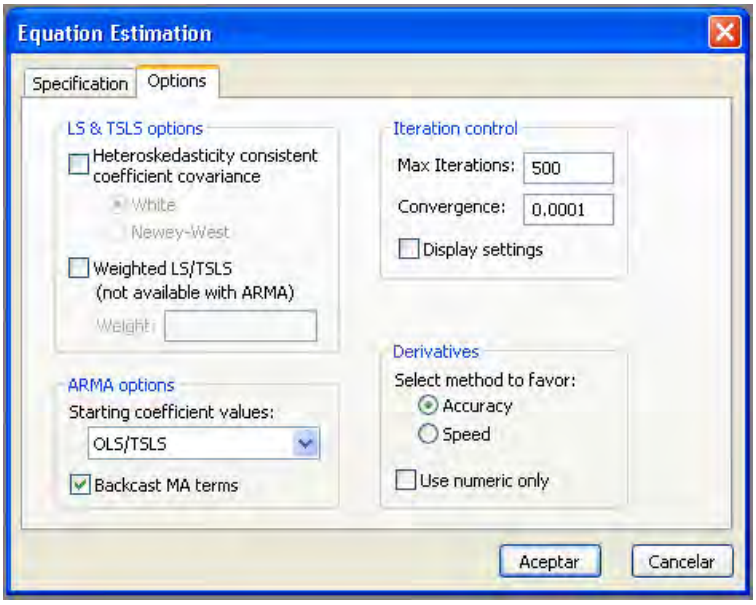


Figura 1.20. Submenú de ecuaciones.

No obstante, los resultados que se puedan llegar a obtener, dependen del criterio de estimación seleccionado, por lo que la pantalla de resultados cambia en función de los requerimientos previos que se ordenaron a EViews.

1.1.6 Comentarios a la salida de regresión de MCO.

A continuación comentaremos los resultados más importantes que se obtienen en la salida de regresión que EViews nos ofrece para la estimación MCO ya que es la más utilizada en todos los ejercicios posibles de este material.

Sea por ejemplo el siguiente modelo de regresión donde se explica la variable dependiente "PASAJEROS" en función lineal de la variable "PUBLICIDAD":

Dependent Variable: PASAJEROS
Method: Least Squares
Date: 06/10/12 Time: 15:16
Sample: 1 15
Included observations: 15

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.386254	0.991282	4.424827	0.0007
PUBLICIDAD	1.081317	0.077265	13.99492	0.0000

R-squared	0.937757	Mean dependent var	17.86667
Adjusted R-squared	0.932969	S.D. dependent var	3.502380
S.E. of regression	0.906780	Akaike info criterion	2.765733
Sum squared resid	10.68925	Schwarz criterion	2.860139
Log likelihood	-18.74299	Hannan-Quinn criter.	2.764727
F-statistic	195.8577	Durbin-Watson stat	2.484632
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 1.2. Salida de regression.

En la primera línea se conoce la variable dependiente y la segunda por el método de Mínimos Cuadrados. En la siguiente línea la fecha en que se estima el modelo, pero eso no es tan importante como *Sample* que, nos dice la longitud de los datos que va de 1 a 15 observaciones. Cuando trabajemos con datos de series de tiempo notaremos la descripción en cuanto a la frecuencia del tiempo en que se declare la serie. La última línea específica el número total de observaciones con las que se ha realizado la regresión **(deben utilizarse el mismo número de observaciones para todas las variables; por ello, las variables que tienen distinto número de observaciones, sólo se utilizarán las comunes a todas ellas[9].)**.

En la siguiente fila se nombran las columnas que se desarrollan debajo. La primera corresponde al nombre de las Variables explicativa de esta regresión, donde **C** es la variable constante. En la siguiente columna se recogen los coeficientes estimados "β" del modelo, es decir, el vector $\hat{\beta}$:

$$\beta = \begin{pmatrix} \widehat{\beta 1} \\ \widehat{\beta 2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4.386254 \\ 1.081317 \end{pmatrix}$$

9 J. Bernardo Pena Trapero (et al). "Cien ejercicios de econometría". Ediciones Pirámide.

EViews utiliza como separador de decimales el punto. La tercera columna las estimaciones de las desviaciones estándar de los estimadores, es decir $ee(\widehat{\beta_k})$.En este ejemplo:

$$ee(\widehat{\beta_k}) = 0.991282, 0.077265.$$

En la cuarta columna se presentan los estadísticos experimentales del contraste de significación individual de las variables explicativas, bajo la hipótesis nula:

$$Ho: \beta_j = 0$$

Si la hipótesis nula es cierta, el estadístico t:

$$t_{exp} = \frac{\beta_j}{ee(\widehat{\beta_j})} \rightarrow t_{n-k}$$

Es decir, la columna de los coeficientes estimados dividida entre la columna de las desviaciones estándar de la columna de los estadísticos t.

La última columna presenta las probabilidades de los estadísticos experimentales, de forma que, a cualquier nivel de significación α, puede realizar el contraste:

Si la Prob < α, rechazamos la Ho.
Si la Prob > α, no podemos rechazar la Ho.

En la parte inferior se recogen otros valores especialmente interesantes para el análisis de regresión:

R-cuadrado.
R-cuadrado-ajustado.
Suma de Errores de la Regresión (S.E. of regression).
Logaritmo de Máxima Verosimilitud (Log likelihood)
Estadístico d de Durbin-Watson.
Media Aritmética de la Variable dependiente (Mean dependent var).
Cuasidesviación típica de la variable dependiente (S.D. dependent var).
Criterio de información de Akaike (Akaike info criterion AIC).
Criterio de información de Schwarz (Schwarz criterion SBC).
Estadístico experimental en un contraste de significación global (F-statistic)

Parte II

2 Modelo de Regresión Lineal Clásico MCO (Estimación).

2.1 INTRODUCCIÓN.

En este capítulo daremos inicio a las primeras sesiones en EViews tanto teóricas como prácticas. Iniciaremos generando variables (columnas), una vez hecho esto introduciremos los datos con que vamos a trabajar (en formato EViews), posteriormente obtendremos algunas estadísticas descriptivas básicas y finalizaremos con la obtención de algunos gráficos simples. Es importante recordar que el estudio de la econometría "aun en su forma más práctica, requiere de un buen entendimiento de la estadística[10]". Por tanto, se asume que los lectores de este material poseen conocimientos generales de estadística y más aún, conocimientos básicos de teoría econométrica y, teoría económica (microeconomía y macroeconomía). Quienes flaqueen en estos conocimientos, tendrán que remitirse a la bibliografía recomendada. Con esto también, quiero decir que, evitaremos en la mayor medida posible el escribir fórmulas estadísticas. Lo haremos solamente cuando consideremos sea de suma importancia.

2.1.1 Generación de variables e introducción de datos.

Ejercicio 1.
Con los datos de la siguiente tabla, a través del ícono Genr, genere dos variables con los nombres vt (y) y ccs (x), posteriormente introduzca los datos de la tabla.

Solución:

Tabla 2.1. Datos

vt	ccs
8	68
7.5	67
7	63
6.9	60
5.5	55
3.7	54
5.9	58
3.9	76

[10] Robert S. Pindyck y Daniel L. Rubinfeld. *Econometría modelos y pronósticos.* Mac-Graw-Hill México, 2001.

3.8	87
10	92

Primeramente abrimos el programa Econometrics EViews. Una vez dentro, hacemos clic en: ***File / New / Workfile...*** Como se indica en la figura 2.1. Por defecto el programa nos muestra una sub ventana en donde tenemos que declarar con el tipo de datos o series con que vamos a trabajar (Figura 2.2).

Figura 2.1. Creándo workfile.

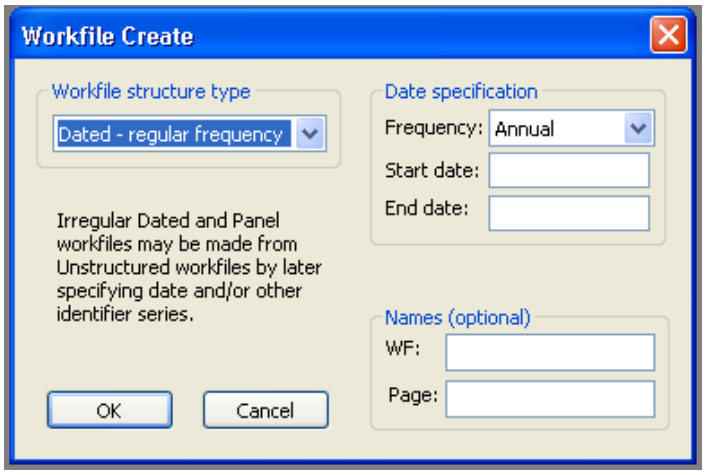


Figura 2.2. Declaración de frecuencia de datos.

En este caso desplegamos y seleccionamos la frecuencia, que será *Integer date*, ya que son datos enteros y no precisamente de series de tiempo o corte transversal.

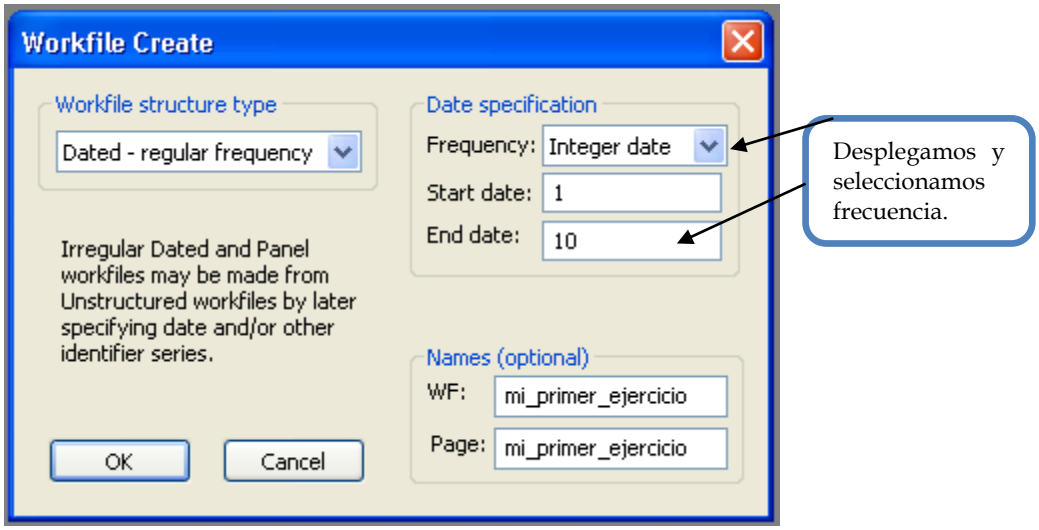


Figura 2.3. Datos de frecuencia irregular.

Una vez declarada la frecuencia, procedemos a declarar la longitud (tamaño de observación) de la muestra que es tamaño diez. Esto se hace colocando el número 1 en *Start date* y la última observación que, en este caso es 10, en *End date*. Para terminar, el último punto importante es darle un nombre a nuestro fichero de trabajo (workfile). Esto se hace en la opción Name (optional) que, como bien lo indica, es opcional. No obstante, es muy importante que siempre demos un nombre a nuestros trabajos realizado en EViews. Como se muestra en la Figura 2.3, el nombre se tiene que escribir dos veces, para que el programa lo pueda reconocer, grabar y mostrarlo cuando ya se esté en la zona de trabajo[11], como se muestra en la Figura 2.4.

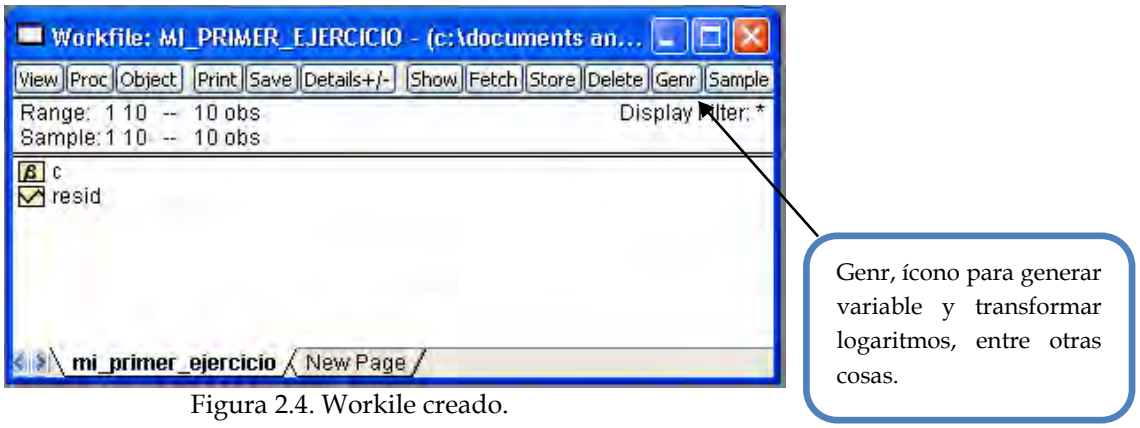


Figura 2.4. Workile creado.

Una vez terminado todo esto, que no es para nada difícil, simplemente damos clic en Ok y, nos aparece la siguiente imagen de nuestra área de trabajo lista para crear objetos. Es importante que observemos las filas donde dice *Range* y *Sample*. Acá el programa nos muestra que ha reconocido el tamaño de muestra con que vamos a trabajar (10 observaciones). Los íconos **c** y **resid**, los tira por

[11] El nombre que le daremos a nuestro primer workfile será mi_primer_ejercicio, con guión bajo ya que Eviews no reconocer puntos, comas, comillas o guión normal. Tengamos siempre en cuenta esto.

defecto el programa, ya que **c**, es para incluir la constante en una regresión y, **resid**, es el vector donde caen las observaciones no incluidas en el modelo. Lo último que vamos a observar es la pestaña izquierda de abajo y, es el nombre del workfile de nuestro primer trabajo en EViews. La siguiente pestaña, *New Page*, es para crear un nuevo workfile en una segunda hoja. A pasar que esta es una nueva opción que nos ofrece la versión 6 de EViews, no la utilizaremos acá.

Como el ejercicio nos lo pide, generaremos dos variables (columnas) a través del ícono Genr. Al hacer clic en este ícono, nos aparece una nueva ventana (Figura 2.5) si nos fijamos en el encabezado de esta ventana nos dice; Generar Series para (o, por la) ecuación. Donde dice *Enter equation*, nos pide introducir el nombre de la variable que vamos a generar. Al escribir vt=vt le decimos al programa que estamos generando una columna llamada "vt". Debajo de *Sample*, nos informa del tamaño de la muestra. Al terminar damos clic en Ok, y volvemos a repetir esta misma rutina para la siguiente variable, escribiendo simplemente ccs=ccs.

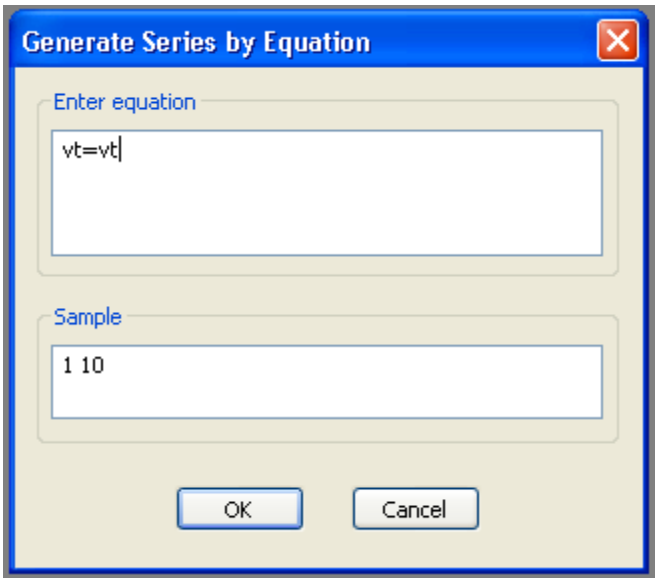


Figura 2.5. Generando variables.

Al terminar de generar nuestras dos variables, ambos íconos tienen que aparecer en nuestra área de trabajo, como se muestra en la Figura 2.6. Con ayuda de la tecla *ctrl* de nuestro teclado vamos a seleccionar ambas variables, hacemos clic derecho sobre un ícono y, podemos observar un menú de opciones que nos ofrece el programa para realizar otro tipo de acciones que más adelante veremos. Por ahora, nos quedamos en ***Open /as Group***. Como se muestra en la Figura 2.6. Y observamos una nueva ventana (Figura 2.7) donde tenemos dos columnas que, en cada celda dice: NA, lo que nos indica que no hay valores en ninguna celda, por tanto, tenemos que proceder a llenar cada columna con los datos de la tabla del Ejercicio 1.

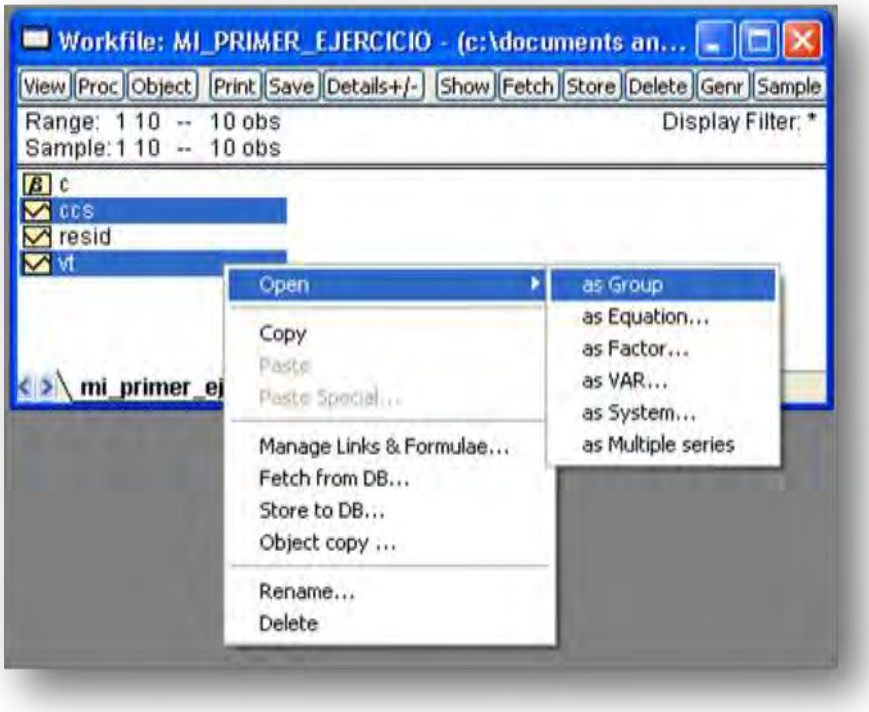


Figura 2.6. Abriendo vectores de variables.

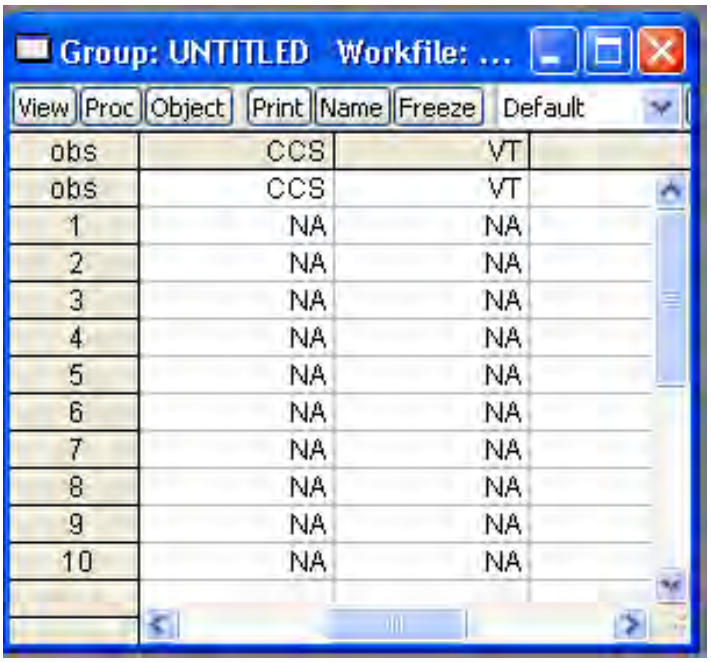


Figura 2.7. Vectores vacíos.

Para iniciar a introducir datos nos ubicamos en la fila número 1 debajo de ccs, hacemos clic derecho y seleccionamos la opción ***Edit +/-*** como se muestra en la Figura 2.8.

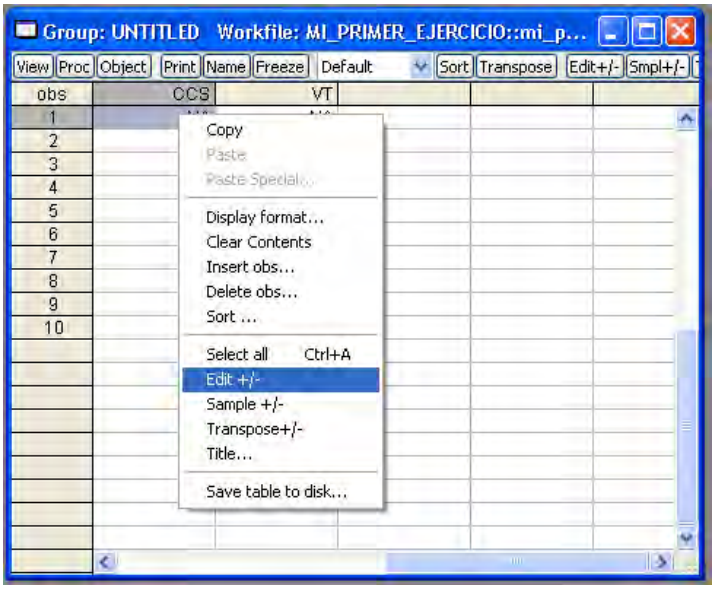


Figura 2.8. Editando datos.

Al hacer esto la celda se activa y se muestra lista para recibir datos. Iniciamos pues a introducirlos y, por cada número que digitamos, es conveniente presionar la tecla de flecha direccional de nuestro teclado que va hacia abajo, pues si damos Enter, la celda que está activa para digitar los datos numéricos, se nos cruza a la otra columna. Por eso es más conveniente utilizar la flecha direccional. Una observación importante es que no es necesario repetir la misma rutina para ingresar datos a la otra columna, basta con trasladarse haciendo uso de las flechas direccionales del teclado o, haciendo uso directo del ratón. En este caso, siempre hay que ubicarse en la fila 1 debajo de la variable "vt" y, proceder a digitar datos.

obs	CCS	VT
obs	CCS	VT
1	68.00000	8.000000
2	67.00000	7.500000
3	63.00000	7.000000
4	60.00000	6.900000
5	55.00000	5.500000
6	54.00000	3.700000
7	58.00000	5.900000
8	76.00000	3.900000
9	87.00000	3.800000
10	92.00000	10.00000

Figura 2.9. Datos ingresados.

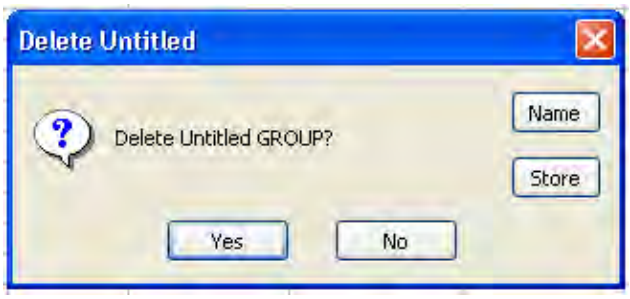


Figura 2.10. Eliminar grupo.

Una vez introducidos todos los datos, tenemos un resultado como lo muestra la Figura 2.9. Simplemente cerramos la ventana en el botón rojo, donde está la X. Nos aparecerá una nueva ventana (Figura 2.10), donde el programa nos pregunta si queremos darle un nombre a la base de datos. Como no es esta nuestra intención, hacemos clic en Yes, y listo no hay ningún problema, nuestros datos no se eliminarán y, nuestro ejercicio ha concluido.

No obstante, hay que recordar que, debemos guardar nuestros workfile, en una carpeta específica donde iremos almacenando todos nuestros ejercicios. Para esto, las instrucciones a seguir son: ***File/Save As…***

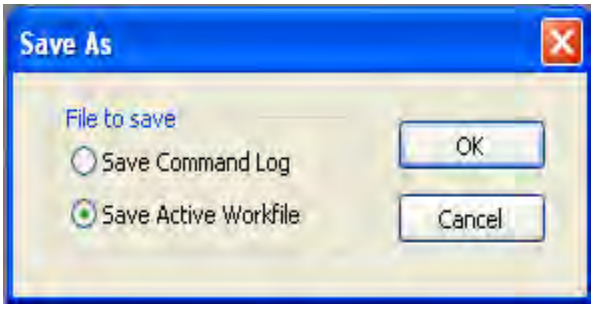


Figura 2.11. Guardando workfile.

Nos aparece una ventana (Figura 2.11), la primera opción (*Save Command Log*) es como una pregunta que nos hace el programa para guardar algún comando que se haya ejecutado en el área de comandos. En este caso nos iremos con la segunda opción (*Save Active Workfile*). Hacemos clic en Ok y, nos encontramos con la rutina ya conocida por todos los usuarios de Windows. A manera de ilustración, guardaremos nuestro workfile en el escritorio. Es importante ponerle de nuevo el nombre a nuestro workfile y, por último fijarnos en la extensión del fichero (*.wf1). Finalizamos dando clic en Guardar y, asunto terminado.

Ejercicio 2.
Introduzca los datos de la tabla 2 haciendo uso del comando ***"genr".*** Donde la variable tgc = tiempo medido en grados Celsius y hvd = número de helados vendidos en el día.

Tabla 2. Datos

tgc	hvd
33	44
35	52
34	51
37	40
32	42
33	41
29	38
38	41
40	55
27	31

Solución

En este ejercicio veremos una segunda opción que nos ofrece EViews para generar variables. El ingreso de datos será el mismo que se realizó en el primer ejercicio. Lo único que se pretende acá es conocer y aprender el lenguaje de programación de Eviews. Como bien podemos observar, el tamaño de la muestra para este ejercicio es de diez observaciones, por tanto, la rutina que debemos de seguir es la misma que el ejercicio anterior. El nombre que le daremos a este fichero será **Ejercicio 2.**

Nos detenemos aquí y, escribimos en el área de comandos. La sintaxis de programación es:

genr ser_name = *expression*

En nuestro caso sería:

```
genr tgc = tgc
genr hvd = hvd
```

Como dijimos antes el comando **genr**, es para generar variables y logaritmos, entre otras cosas que veremos más adelante. Al ejecutar esta instrucción en EViews, no es necesario ir a la pestaña, como lo hicimos en el primer ejercicio. Sin embargo, para que se genere la variable con su respectivo vector, hay que dar Enter (en el teclado) para que se ejecute la operación. (Nota: damos Enter donde finaliza la línea).

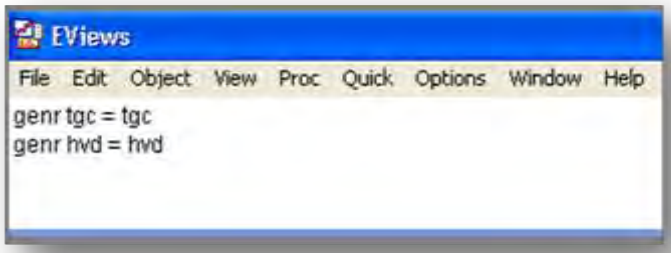


Figura 2.12. Área de programación.

Las nuevas variables generadas deben de aparecer en el área de trabajo como se indica en la Figura 2.13. El resto de la rutina ya lo conocemos, abrir las columnas y empezar a ingresar los datos. Al finalizar lo guardamos. Tomemos en cuenta que podemos guardar nuestros primeros comandos.

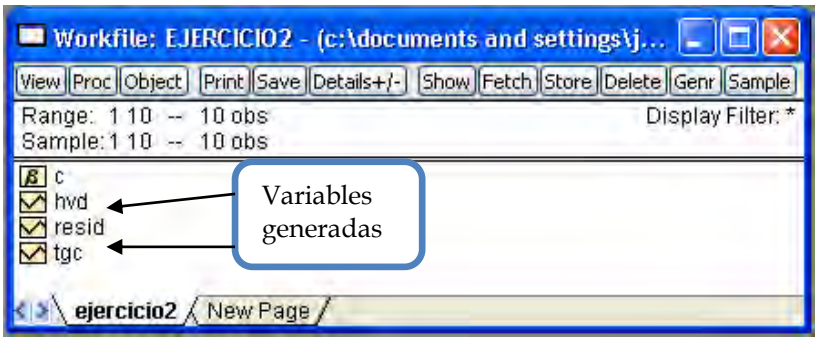


Figura 2.13. Variables generadas.

Ejercicio 3.

En este ensayo vamos a realizar un ejercicio de Gujarati, de su libro Econometría Básica 5ta Edición, McGraw-Hill. El ejercicio a realizar es el 2.15 que se encuentra en la página 51 capítulo 2. Sin embargo, vamos a alterar un poco el primer inciso, pues también estimaremos una regresión MCO. Los incisos a resolver son:

1. Estime un gráfico de Caja y Bigote, Quantil de Normalidad y un Histograma de frecuencia para la distribución de los datos, en ambas variables. Para finalizar estime un diagrama de dispersión *"scatterplots"*, donde el eje vertical es el gasto en comidas y el eje horizontal para el gasto total; trace una línea de regresión a través de los puntos de dispersión.
2. Estime el modelo de regresión MCO, donde Y = GCOMIDA Y X = GTOTAL.

Con los incisos dados, podemos iniciar la solución del ejercicio. Sin embargo, primero vamos a aprender a importar una base de datos en formato Excel a EViews[12].

[12] Las bases de datos de este tutorial se encuentran en formato EViews, Excel y Stata. Y se encuentran disponibles en la página web de este tutorial.

Si ya tenemos abierto el programa, primeramente vamos a declarar la longitud de los datos. El número de observaciones es de 55. Por lo que al iniciar sesión en EViews, debemos de declarar la longitud de los datos para crear nuestro nuevo *"workfile"*. Para declarar la serie de datos y su longitud, la sintaxis de programación es:

wfcreate*(options) frequency start_date end_date [num_cross_sections]*
wfcreate*(options)* **u** *num_observations*

En nuestro caso sería:

```
wfcreate(wf=unstruct, page=Engels) u 55
```

Observamos que se crea nuestro Workfile:

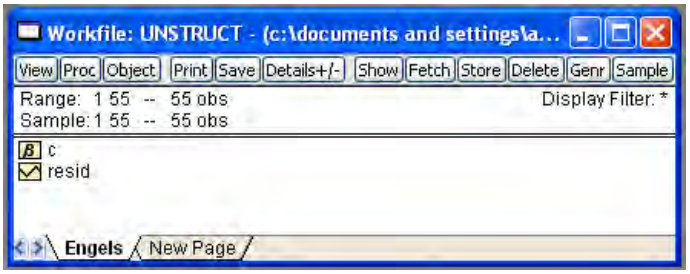


Figura 2.14. Workfile creado.

El siguiente paso para importar los datos es, hacer clic en: *Proc/Import/Load Workfile Page…*

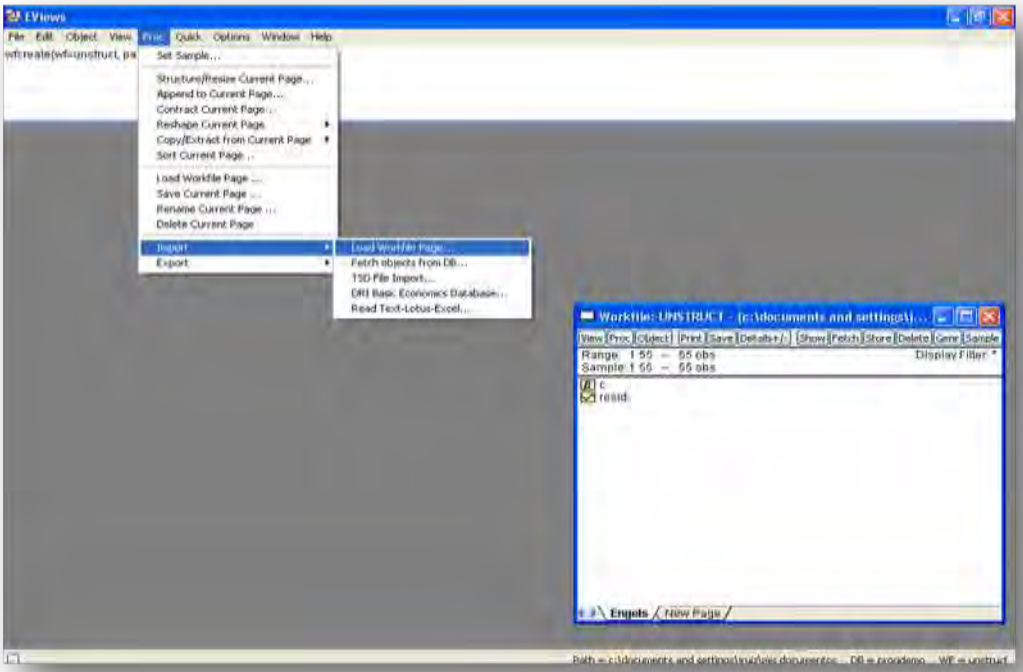


Figura 2.15. Importando archivos en formato Excel.

Nos vamos a la ubicación donde tenemos los datos, en este caso es la carpeta "Excel_Files". Desplegamos la pestaña de Tipo y, hacemos clic en la extensión (*.xls). Seleccionamos la Tabla 2.8 del libro de Gujarati.

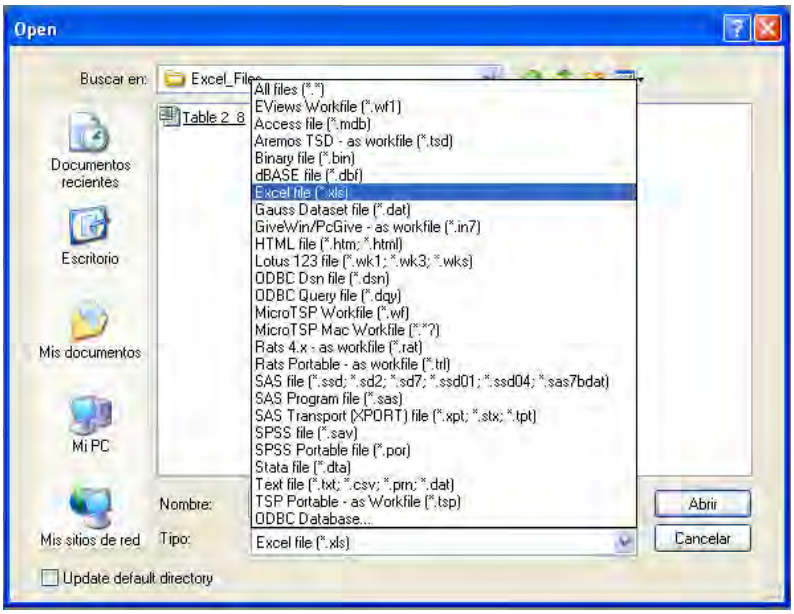


Figura 2.16. Extensión de archivo Excel.

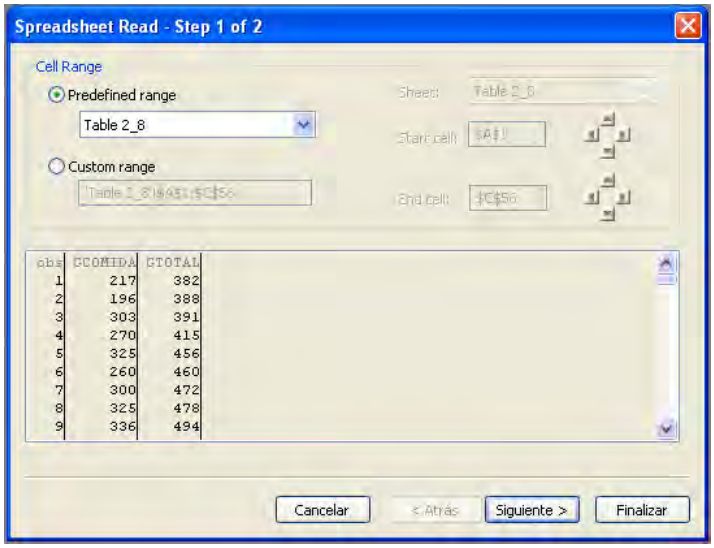


Figura 2.17. Datos importados.

La Figura 2.17, nos muestra que ya se han importado los datos y basta con solamente hacer clic en la pestaña finalizar.

Luego el programa nos muestra los datos importados, como se ve en la Figura 2.18. Cerramos esta ventana y al mensaje que nos aparece, no hacemos caso y damos clic en "Yes".

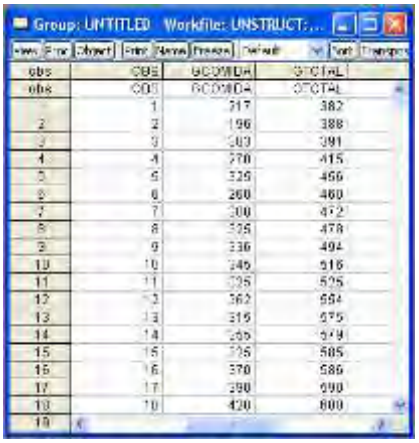


Figura 2.18. Datos cargados.

Por último, notamos nuestro workfile ya creado con nuestras variables. Como se observa en la Figura 2.19.

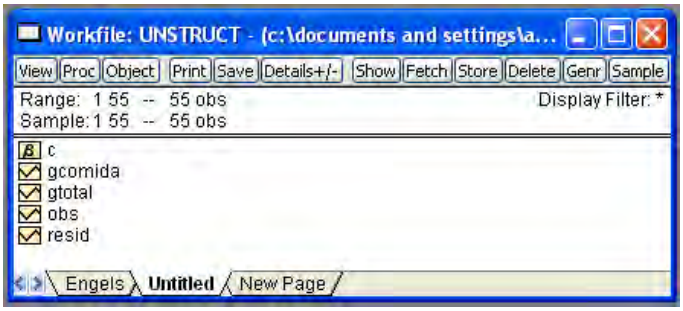


Figura 2.19. Variables en el workfile.

Al llegar a este punto, damos inicio a la solución de los incisos.

1. La sintaxis para los gráficos es:

graph graph_name.*graph_command(options) arg1 [arg2 arg3 ...]*
graph graph_name.**merge** *graph1 graph2 [graph3 ...]*

Para nuestros gráficos la sintaxis es:

```
graph boxplot_gcomida.boxplot gcomida
graph boxplot_gtotal.boxplot gtotal
graph qqplot_gcomida.qqplot gcomida
graph qqplot_gtotal.qqplot gtotal
graph distplot_gcomida.distplot gcomida
graph distplot_gtotal.distplot gtotal
```

En nuestro workfile, observamos los objetos creados:

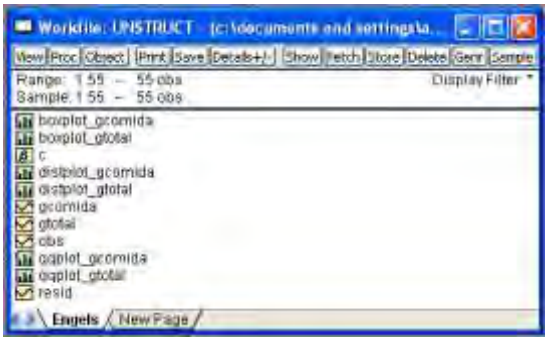


Figura 2.20. Objetos creados.

Para ver los gráficos, basta con solamente hacer doble clic sobre el objeto creado y este se abre. También, podemos sombrear todos los objetos "gráficos", y hacer clic derecho sobre uno de ellos y seleccionar la opción "Open". También, existe el comando "show", que es para mostrar los objetos creados. Seguido del nombre del objeto. Por ejemplo, si queremos ver los "boxplot" escribimos:

```
show boxplot_gcomida boxplot_gtotal
```

Damos Enter y:

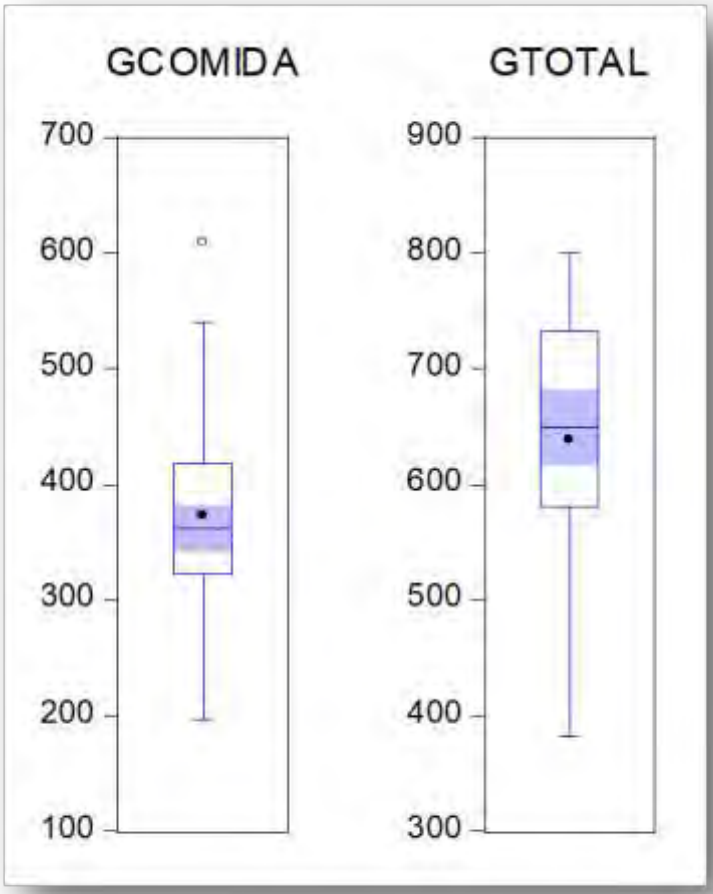


Gráfico 2.1. Caja y bigote.

show qqplot_gcomida qqplot_gtotal

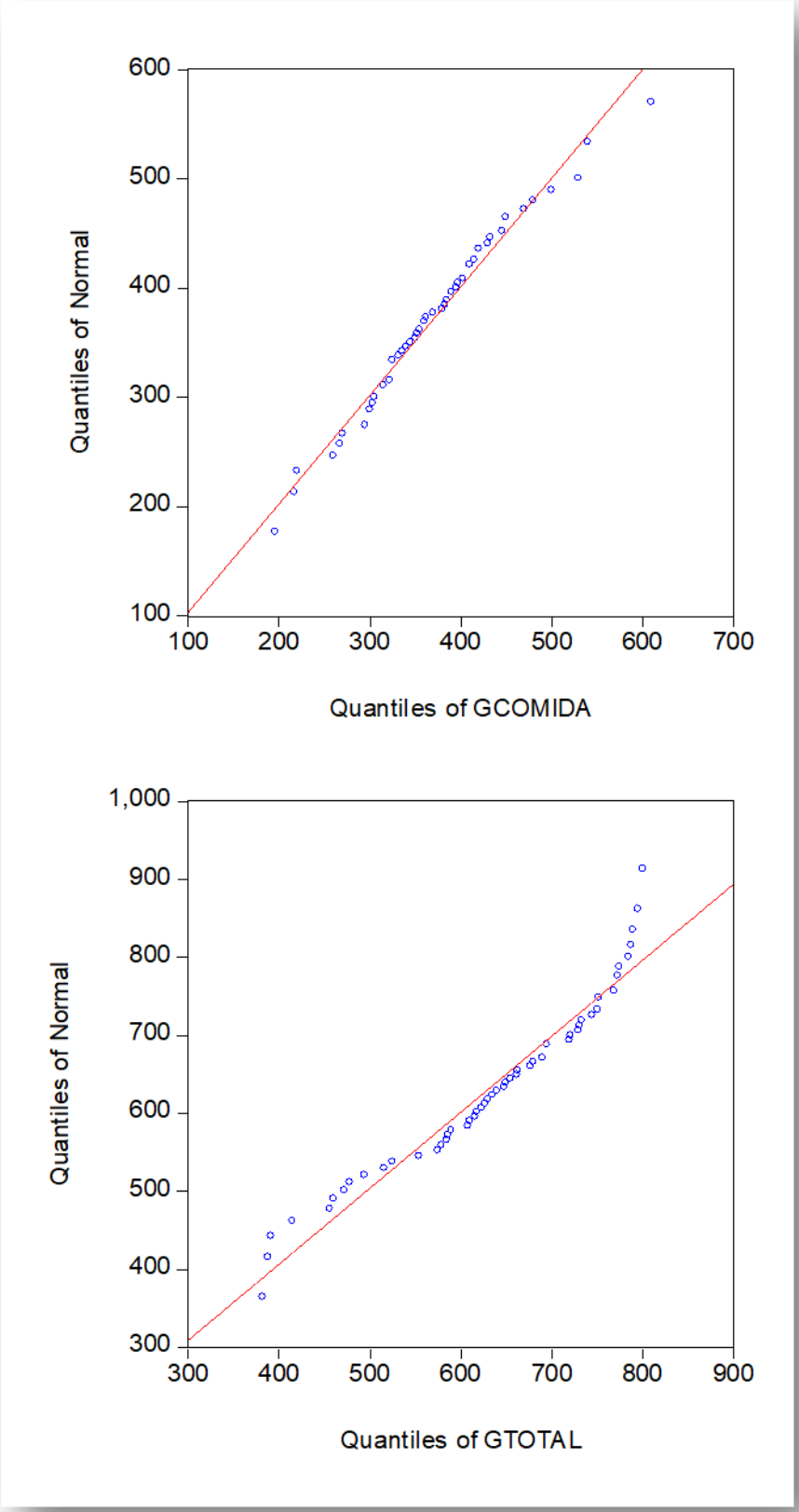


Gráfico 2.2. Cuantiles de normalidad.

show distplot_gcomida distplot_gtotal

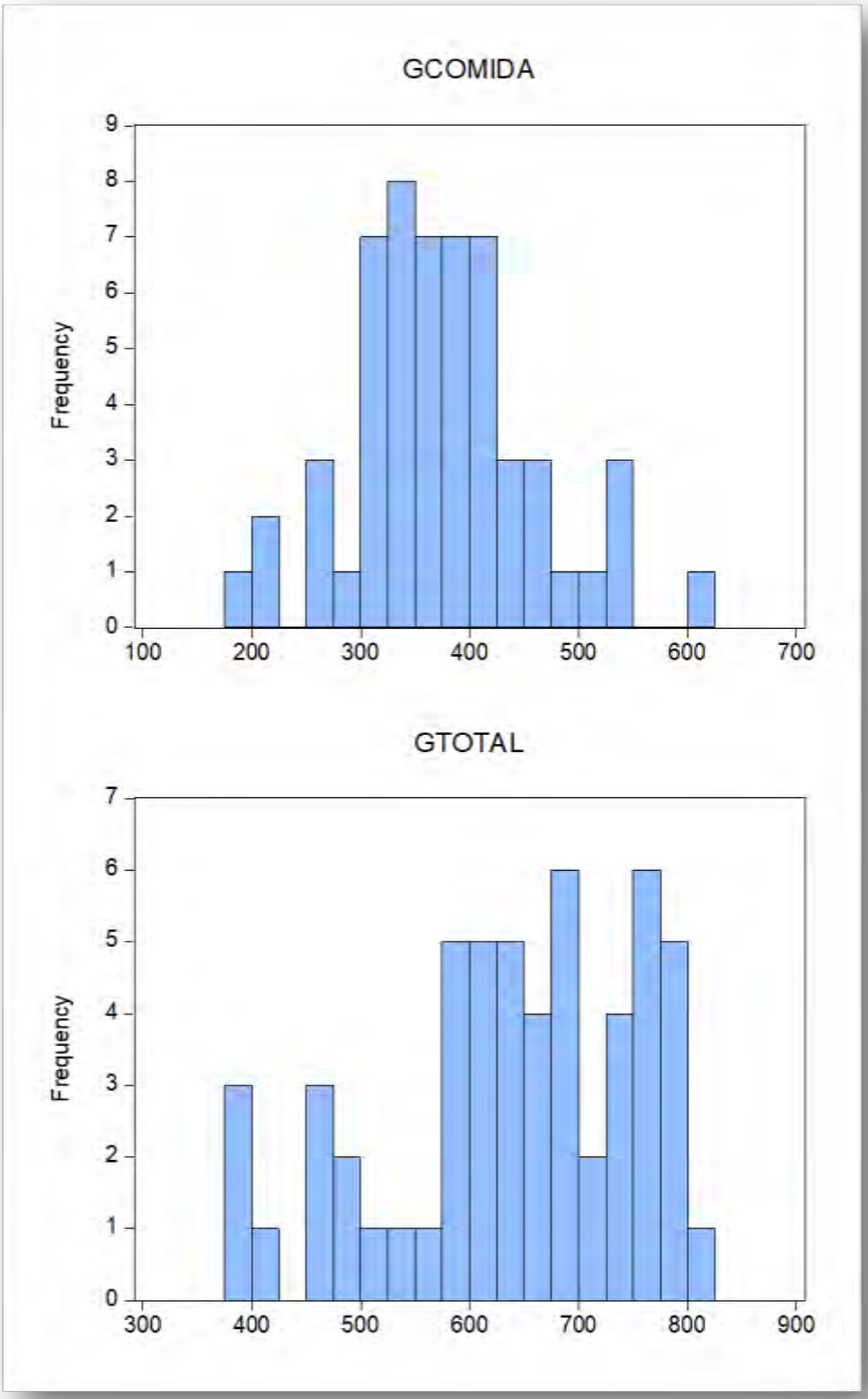


Gráfico 2.3. Histogramas de frecuencia.

El diagrama de dispersión lo realizamos a través de ventana (con el objetivo de practicar). Hacemos clic en: *Quik/Graph…*

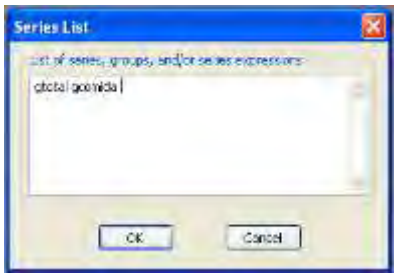


Figura 2.21. Elaboración de gráficos.

Al escribir primero la variable "gtotal", EViews entiende que ésta, es la variable "X" seguido de la variable "Y".

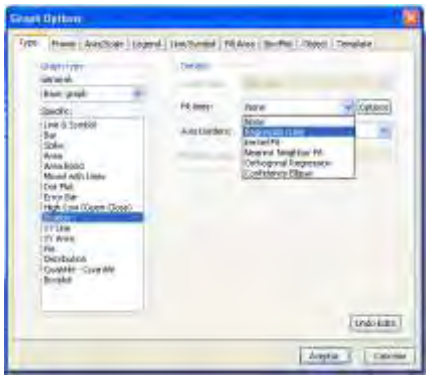


Figura 2.22. Menú de gráficos.

Seleccionamos las opciones correspondientes y damos clic en aceptar:

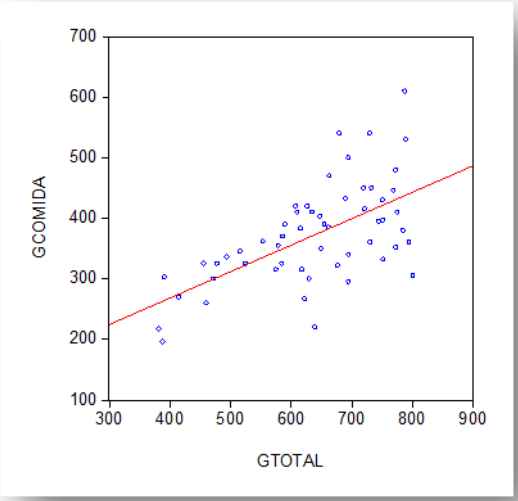


Gráfico 2.4. Diagrama de dispersión.

Guardamos este gráfico haciendo clic en la pestaña "name" y, le ponemos por nombre "scatt". Luego verificamos que se haya guardado en nuestro workfile.

2.2 El modelo de regresión MCO.

Para estimar cualquier modelo de regresión en EViews, sea lineal, no lineal, ponderados, etc. Se hace uso del comando ***"ls"***. La sintaxis es:

eq_name.**ls***(options) y x1 [x2 x3 ...]*
eq_name.**ls***(options) specification*
paneleq_name.**ls***(options) y x1 [x2 x3 ...] [*@**cxreg** *z1 z2 ...] [*@**perreg** *z3 z4 ...]*
paneleq_name.**ls***(options) specification*

Para estimar nuestro modelo y luego verlo, la sintaxis de nuestro comando sería[13]:

```
equation engels.ls gcomida c gtotal
show engels
```

Dependent Variable: GCOMIDA
Method: Least Squares
Date: 06/08/13 Time: 16:19
Sample: 1 55
Included observations: 55

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	94.20878	50.85635	1.852449	0.0695
GTOTAL	0.436809	0.078323	5.577047	0.0000

R-squared	0.369824	Mean dependent var	373.3455
Adjusted R-squared	0.357934	S.D. dependent var	83.43510
S.E. of regression	66.85575	Akaike info criterion	11.27864
Sum squared resid	236893.6	Schwarz criterion	11.35163
Log likelihood	-308.1625	Hannan-Quinn criter.	11.30686
F-statistic	31.10345	Durbin-Watson stat	2.083299
Prob(F-statistic)	0.000001		

Tabla 2.1. Salida de regression de comida y gasto.

Hemos finalizado el pequeño ejercicio. Recuerde guardar el workfile y los comandos. Normalmente, primero se guardan los comandos. EViews trae integrada una hoja específica para esto. Hagamos clic en: *File/New/Program*

[13] Para el comando: equation engels.ls gcomida c gtotal, la letra "c", es la constante del intercepto. En caso de no escribirla, el programa entiende que se le esta pidiendo una regresión sin intercepto.

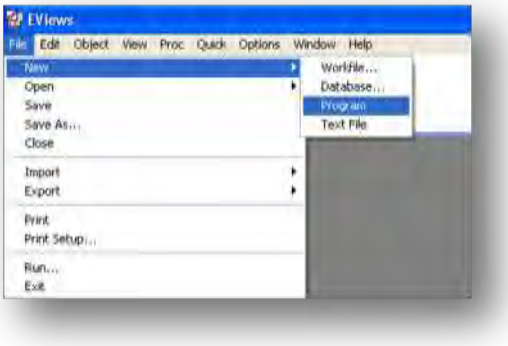


Figura 2.23. Abrir hoja de programa.

Se nos muestra esta hoja:

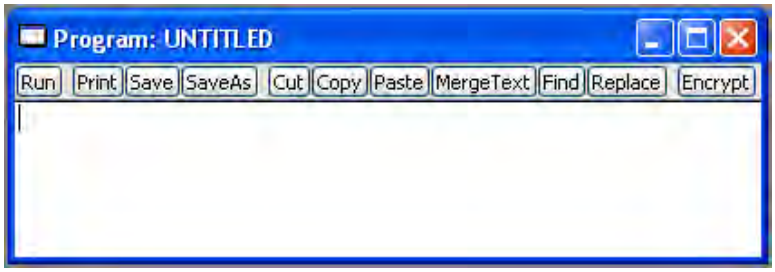


Figura 2.24. Hoja de Program.

En esta hoja guardamos toda la programación que creamos. Solamente vamos a sombrear los comandos y hacemos copiar/cortar y/o pegar.

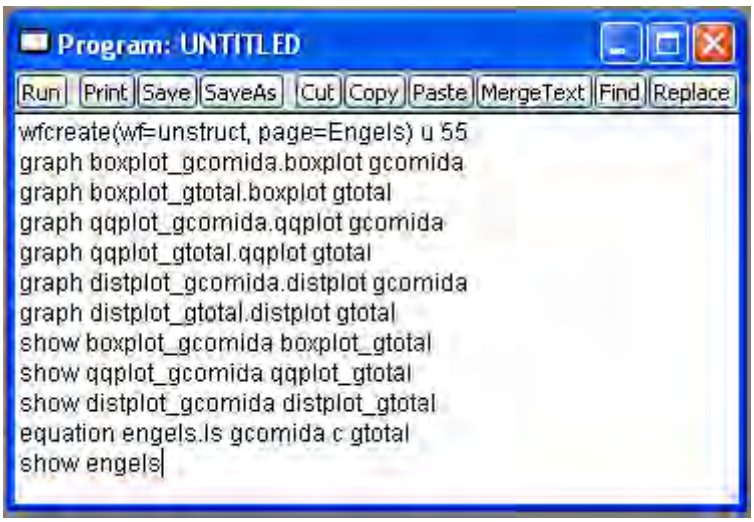


Figura 2.25. Programación elaborada y almacenada.

Guardamos esta programación con el nombre que queramos (acá le hemos puesto el nombre de "engels", también, le hemos puesto el mismo nombre al workfile) y en la dirección donde almacenamos nuestros archivos personales. Solamente hacemos clic en la pestaña *"SaveAs"*. Para guardar el workfile, hacemos clic en: *File/Save As…* Y especificamos la ruta donde lo guardaremos.

Verifique si el workfile creado es el mismo:

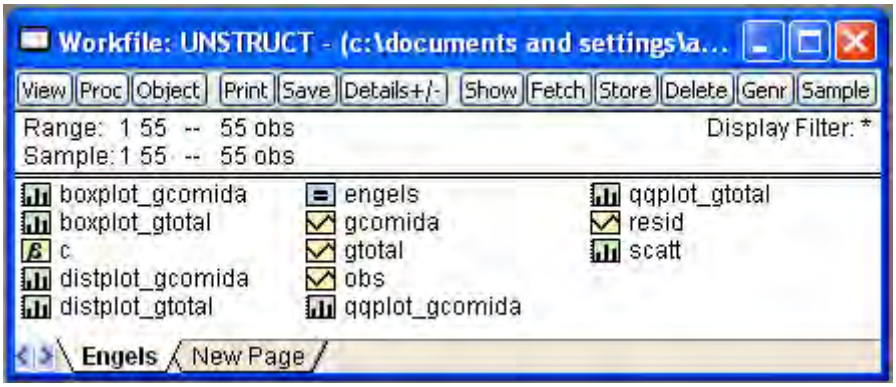


Figura 2.26. Objetos creados.

Programación:

```
wfcreate(wf=unstruct, page=Engels) u 55
graph boxplot_gcomida.boxplot gcomida
graph boxplot_gtotal.boxplot gtotal
graph qqplot_gcomida.qqplot gcomida
graph qqplot_gtotal.qqplot gtotal
graph distplot_gcomida.distplot gcomida
graph distplot_gtotal.distplot gtotal
show boxplot_gcomida boxplot_gtotal
show qqplot_gcomida qqplot_gtotal
show distplot_gcomida distplot_gtotal
equation engels.ls gcomida c gtotal
show engels
```

2.2.1 Ejercicios Propuestos

1). Analice en interprete todos los gráficos del inciso uno.
2). Analice e interprete la salida de regresión del inciso dos.

Ejercicio 4

En este ejercicio vamos a utilizar nuevamente el material del libro de Gujarati. Nos vamos al capítulo 5 y tratamos de realizar algunos enunciados del ejercicio 5.9. Decimos "algunos", porque vamos a modificar algunas cuestiones. Pues no haremos lo que él nos pide en su libro. Sino más bien, lo que se va a plantear aquí. Para este ejercicio haremos uso de la tabla 5.5. Esta vez no vamos a importar la hoja, pues vamos a abrirla directamente como un workfile. Para este ejercicio se pide lo siguiente:

1. Obtenga estadísticas descriptivas para ambas variables.
2. Obtenga la matriz de correlación y covarianza para ambas variables.
3. Estime un diagrama de dispersión con su línea de regresión. Donde Y = Salario y X = Gasto.
4. Estime el modelo MCO como lo plantea el gráfico del inciso anterior.
5. Establezca un IC de 95% para β_2.
6. Pruebe la hipótesis que, el verdadero coeficiente de la pendiente es 3.0.

7. Obtenga un gráfico de residuos de la regresión.

Solución:

1. Abrir un fichero es muy sencillo, las instrucciones son: *File/Open/EViews Workfile…*

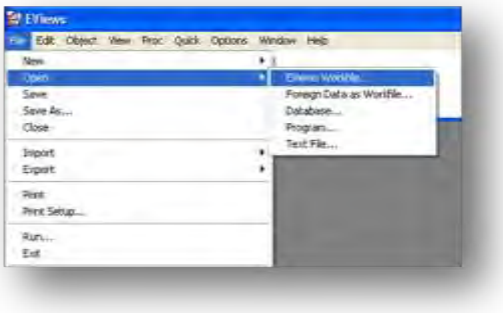


Figura 2.27. Abrir archivo workfile.

Buscamos la carpeta donde tenemos guardado todos los ficheros y seleccionamos el que tiene el nombre "salario_gasto" y damos Abrir.

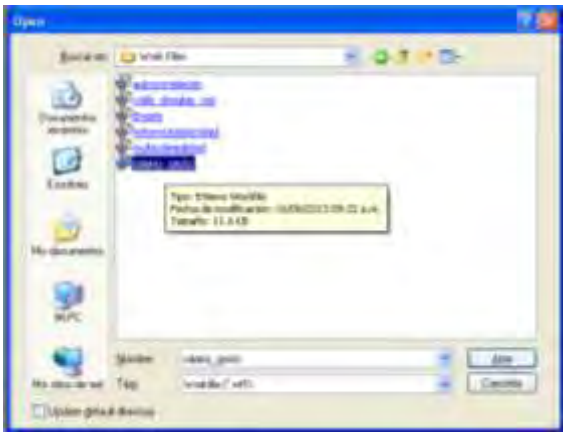


Figura 2.28. Selección de fichero.

Una vez abierto nuestro workfile[14], verificamos los objetos.

Figura 2.29. Fichero cargado.

[14] También se puede ejecutar el comando "open". Al ejecutar directamente este comando, nos traslada a la ventana de directorio donde tenemos guardado el fichero.

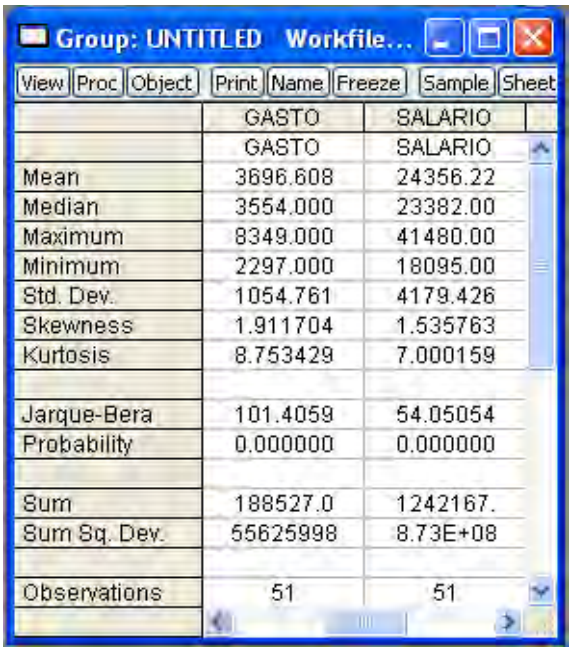
Ahora, el comando a utilizar para los estadísticos descriptivos es *"stats"*. Su sintaxis es:

stats*(options) ser1 [ser2 ser3 ...]*

En nuestro caso, simplemente sería:

stats gasto salario

La salida se muestra en la Figura 2.30. Recuerde hacer clic en la pestaña *name* y poner un nombre para guardar el resultado. En este ejercicio le hemos puesto el nombre "estaditicos".



	GASTO	SALARIO
	GASTO	SALARIO
Mean	3696.608	24356.22
Median	3554.000	23382.00
Maximum	8349.000	41480.00
Minimum	2297.000	18095.00
Std. Dev.	1054.761	4179.426
Skewness	1.911704	1.535763
Kurtosis	8.753429	7.000159
Jarque-Bera	101.4059	54.05054
Probability	0.000000	0.000000
Sum	188527.0	1242167.
Sum Sq. Dev.	55625998	8.73E+08
Observations	51	51

Figura 2.30. Estadísticas de variables.

2.2.2 Matriz correlación/covarianza.

Para obtener ambas matrices, la sintaxis es:

matrix_name.cor(*options*) *[keywords [@*partial *z1 z2 z3...]]*
matrix_name.cov(*options*) *[keywords [@*partial *z1 z2 z3...]]*

Sin embargo, antes tenemos que crear un grupo que contenga los datos de las variables en una sola hoja, para que el software lo lea como una sola matriz. Para esto vamos a sombrear las dos variables "salario y gasto", hacemos clic derecho y seleccionamos la opción: *Open/as Group*

Group: UNTITLED Wo...

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Default

obs	GASTO	SALARIO
1	3346.000	19583.00
2	3114.000	20263.00
3	3554.000	20325.00
4	4642.000	26800.00
5	4669.000	29470.00
6	4888.000	26610.00
7	5710.000	30678.00
8	5536.000	27170.00
9	4168.000	25853.00
10	3547.000	24500.00
11	3159.000	24274.00
12	3621.000	27170.00
13	3782.000	30168.00
14	4247.000	26525.00
15	3982.000	27360.00
16	3568.000	21690.00
17	3155.000	21974.00
18		

Figura 2.31. Grupo de variables.

La guardamos con un nombre. Acá le hemos puesto "grupo". Una vez hecho esto, ya podemos estimar las matrices de correlación y covarianza. Los comandos son:

```
grupo.cor
grupo.cov
```

Matriz de Correlación

	GASTO	SALARIO
GASTO	1.000000	0.834734
SALARIO	0.834734	1.000000

Matriz de Covarianza

	GASTO	SALARIO
GASTO	1090706.	3607602.
SALARIO	3607602.	17125103

Para guardar estos resultados, hacemos clic en la pestaña "*Freeze*" para congelar la imagen. A la nueva ventana que aparece, le ponemos nombre y, este es el nuevo objeto que vamos a guardar que son, las matrices de correlación/covarianza. Los nombres que le hemos puesto a estos objetos son: "matrix_cor y matrix_cov".

El diagrama de dispersión ya sabemos cómo hacerlo.

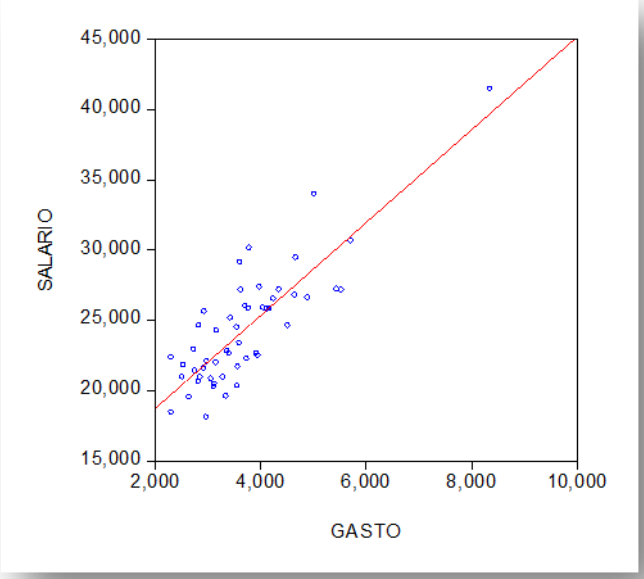


Gráfico 2.5. Diagrama de dispersión.

Recuerde dar un nombre al gráfico y guardarlo. Acá le hemos puesto por nombre "scatt".

2.2.3 MCO

```
equation gasto_salario.ls salario c gasto
show gasto_salario
```

Dependent Variable: SALARIO
Method: Least Squares
Date: 06/08/13 Time: 19:06
Sample: 1 51
Included observations: 51

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	12129.37	1197.351	10.13017	0.0000
GASTO	3.307585	0.311704	10.61129	0.0000

R-squared	0.696781	Mean dependent var	24356.22
Adjusted R-squared	0.690593	S.D. dependent var	4179.426
S.E. of regression	2324.779	Akaike info criterion	18.37906
Sum squared resid	2.65E+08	Schwarz criterion	18.45482
Log likelihood	-466.6661	Hannan-Quinn criter.	18.40801
F-statistic	112.5995	Durbin-Watson stat	1.254380
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 2.2. Salida de regression salario y gasto.

IC al 95% para β_2.

Para encontrar el IC, primeramente hay que encontrar el valor exacto de la distribución *t* para los grados de libertad, esto resulta difícil cuando apenas se cuenta con una tabla típica que traen los libros de texto, tanto de estadística como de econometría, no obstante, EViews, tiene integradas distintas tablas electrónicas para las distintas distribuciones que iremos viendo conforme avancemos en este tutorial.

La sintaxis para obtener el valor exacto de la distribución *t* es:

```
@qtdist(p,v)
```

Donde "p" es la probabilidad y "v" son los grados de libertad. La sintaxis de nuestro comando sería:

```
scalar t=@abs(@qtdist(0.95,49))
```

Figura 2.32. Programación de un scalar.

Observamos que el resultado se muestra debajo de la interfaz como un producto Scalar. Por lo que el valor exacto de la distribución t es: 1.68. Con este valor, ya podemos realizar los intervalos de confianza IC. Primeramente vamos a crear una matriz que contenga los coeficientes y otra matriz que contenga las desviaciones estándar. Para esto, los comandos son:

```
matrix coeficientes=@coefs
matrix sd=@stderrs
```

Una vez obtenido estos objetos, procedemos a crear los IC. La sintaxis es la siguiente:

```
matrix li=coeficientes-t*sd
matrix ls=coeficientes+t*sd
```

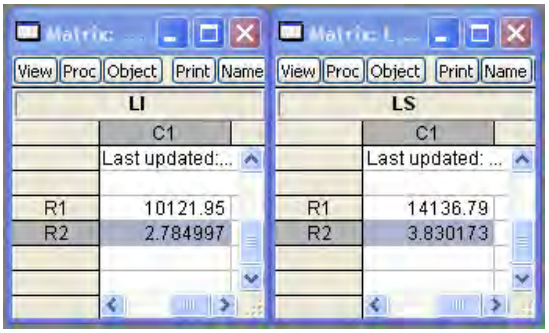


Figura 2.33. Límites de confianza.

Acá tenemos los Límites inferior y superior para ambos coeficientes.

2.2.4 Prueba de hipótesis

Para probar la hipótesis nula de que nuestro coeficiente "Gasto" es cero, utilizamos el test de Wald. Que utiliza una distribución F y Ji-cuadrada. La sintaxis en EViews es:

equation_name.**wald** *restrictions*

Por lo que nuestro comando sería: gasto_salario.wald c(2)=0

El resultado se muestra en la tabla 2.

Wald Test:
Equation: GASTO_SALARIO

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	112.5995	(1, 49)	0.0000
Chi-square	112.5995	1	0.0000

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(2)	3.307585	0.311704

Restrictions are linear in coefficients.

Tabla 2.3

Recuerde Freezar la salida y luego guardarla con un nombre. Acá le hemos puesto "wald_test".

2.2.5 Gráfico de residuos.

Para obtener el gráfico de residuos de la regresión, ejecutamos el comando:

resid.hist

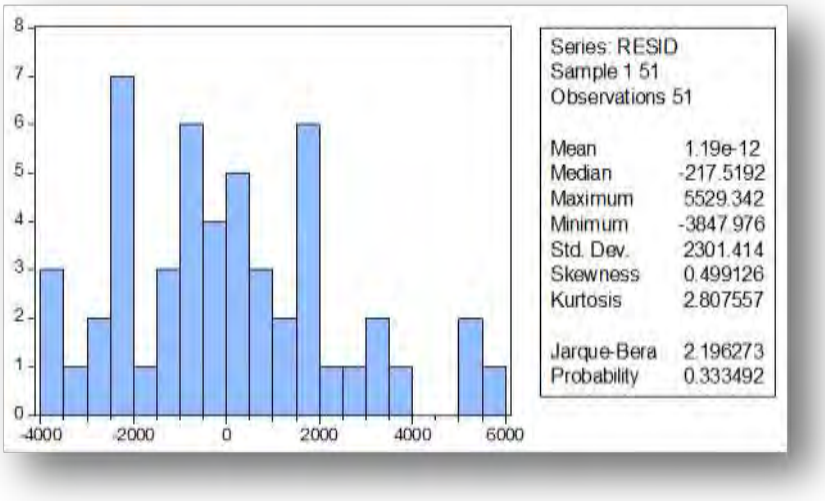


Gráfico 3.2. Residuos de regresión.

Verifique si los objetos creados son los mismos, como se muestra en la Figura 2.34

Figura 2.34. Objetos creados.

Programación:

```
stats gasto salario
grupo.cor
grupo.cov
equation gasto_salario.ls salario c gasto
show gasto_salario
scalar t=@abs(@qtdist(0.95,49))
matrix coeficientes=@coefs
matrix sd=@stderrs
matrix li=coeficientes-t*sd
matrix ls=coeficientes+t*sd
gasto_salario.wald c(2)=0
resid.hist
```

2.2.6 Ejercicios Propuestos

1. Analice las estadísticas descriptivas.
2. Analice el diagrama de dispersión.
3. Interprete el modelo de regresión.
4. Interprete la prueba de hipótesis.
5. Analice el gráfico de residuos de la regresión.

2.3 Más que el modelo de dos variables

2.3.1 (El Modelo sin intercepto).

Hasta el momento, hemos venido estudiando y estimando el modelo lineal simple con todas las herramientas necesarias para su fácil uso y aplicación, por lo que consideramos conveniente dar inicio a estimar el modelo que no se limita a una simple ecuación lineal. Es por ello que, iniciamos con el modelo sin intercepto.

Ejercicio5[15].
A manera de ilustración, seguiremos un ejemplo de Douglas Montgomery et al[16], para el modelo sin intercepto. Recupere el workfile con el nombre Montgomery y estime los siguientes modelos:

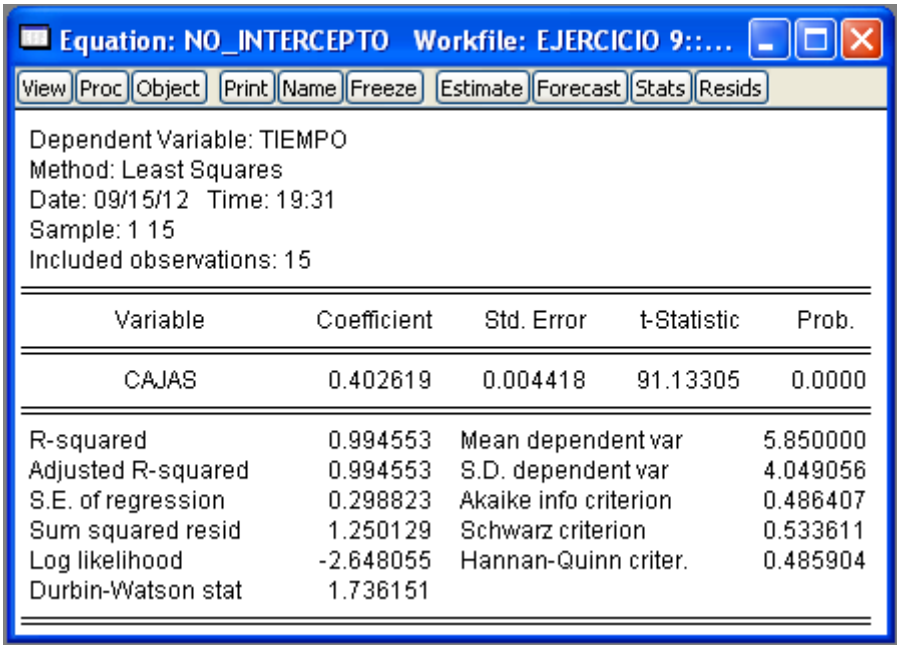
a) Tiempo = βcajas + e.
b) Tiempo = βo + βcajas + e.
c) Compare entre ambos modelos y concluya.

Solución:

a) El ejemplo ilustra el tiempo necesario que un vendedor utiliza para abastecer de Sodas una vitrina en una tienda. Para estimar este modelo (regresión) utilizaremos el comando "**equation",** que se utiliza para darle desde el principio un nombre a la ecuación. Por tanto, escribimos el comando:

```
equation no_intercepto.ls tiempo cajas
```

[15] Montgomery D. et al. Introducción al análisis de regresión lineal. Primera edición en español 2002. Tercera reimpresión México 2006 CECSA.
[16] Ejemplo 2.8 página 45, de este mismo libro.



Equation: NO_INTERCEPTO Workfile: EJERCICIO 9::...

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

Dependent Variable: TIEMPO
Method: Least Squares
Date: 09/15/12 Time: 19:31
Sample: 1 15
Included observations: 15

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CAJAS	0.402619	0.004418	91.13305	0.0000

R-squared	0.994553	Mean dependent var	5.850000
Adjusted R-squared	0.994553	S.D. dependent var	4.049056
S.E. of regression	0.298823	Akaike info criterion	0.486407
Sum squared resid	1.250129	Schwarz criterion	0.533611
Log likelihood	-2.648055	Hannan-Quinn criter.	0.485904
Durbin-Watson stat	1.736151		

Figura 2.35. Regresión sin intercepto.

Al introducir este comando, la regresión se ejecuta pero no aparece al instante, sino más bien, se crea en el área de trabajo (workfile), como es común, debemos hacer doble clic sobre el ícono para abrir y ver el modelo. Recuerde que antes, escribimos el comando ***ls*** para ejecutar una regresión y, posteriormente, teníamos que darle un nombre al nuevo objeto (modelo) creado. No obstante, el comando ***equation***, es como dijimos antes, nombra desde el inicio el objeto a crear. En nuestro caso le damos el nombre de: "no_intercepto" y, notamos que este aparece en nuestra área de trabajo no_intercepto. También, notamos que el comando ***ls*** aparece seguido del punto, pues hay que ponerlo porque recordemos que es el comando para que corra la regresión. ***Tiempo*** es la variable dependiente y ***cajas*** la variable que va a explicar el modelo, pero como podemos observar, a diferencia de los otros comandos para regresiones, que hemos ejecutado anteriormente, acá no aparece la constante **c** que es la que determina el intercepto. Al no incluirla, es obvio que el modelo no incluye el intercepto por lo que la salida de regresión sólo muestra una variable.

b) Para el siguiente modelo, que es lineal, escribimos el siguiente comando:

```
equation lineal.ls tiempo c cajas
```

Equation: LINEAL Workfile: EJERCICIO 9::Ejercicio 9\

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

Dependent Variable: TIEMPO
Method: Least Squares
Date: 09/15/12 Time: 19:31
Sample: 1 15
Included observations: 15

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.093756	0.143577	-0.652999	0.5251
CAJAS	0.407107	0.008221	49.51903	0.0000

R-squared	0.994726	Mean dependent var	5.850000
Adjusted R-squared	0.994321	S.D. dependent var	4.049056
S.E. of regression	0.305139	Akaike info criterion	0.587467
Sum squared resid	1.210427	Schwarz criterion	0.681873
Log likelihood	-2.405999	Hannan-Quinn criter.	0.586461
F-statistic	2452.134	Durbin-Watson stat	1.916262
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 2.36. Regresión con intercepto.

c) En el modelo sin intercepto notamos que el coeficiente es distinto de cero con un valor t = 91.13 que lo hace estadísticamente significativo. A diferencia del segundo modelo cuyo valor t = -0.65 para la constante que lo hace no significativo e implica que el modelo sin ordenada en el origen se ajuste mejor a los datos.

2.4 Coeficientes estandarizados

Ejercicio 6.

Abra el workfile con el nombre Ejercicio 6. Este, contiene información sobre estadísticas políticas de Nicaragua del año 2000 al 2009[17]. Se pide estimar el siguiente modelo:

1. gjpc = βo + βhpdp + e.

Posteriormente, con el modelo estimado antes, proceda a estimar los coeficientes estandarizados:

2. gjpc* = α +αhpdp*

Donde;

1. gjpc = gasto judicial per cápita (gasto total ejecutado por el poder judicial con respecto a la población total).
2. Hpdp = habitantes por defensores públicos (relación entre la cantidad de defensores públicos y la población total).

Y donde las variables con asterisco son variables estandarizadas.

Solución:

[17] Fuente: Estadísticas Centroamericanas.

Primeramente recuperamos el fichero de la manera que ya sabemos, por lo que procedemos a estimar el primer modelo, con el siguiente comando:

```
equation modelo.ls gjpc c hpdp
```

Equation: MODELO Workfile: EJERCICIO10::Ejercici...

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

Dependent Variable: GJPC
Method: Least Squares
Date: 09/30/12 Time: 19:41
Sample: 2000 2009
Included observations: 10

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	8.850748	0.763396	11.59391	0.0000
HPDP	-0.004700	0.001864	-2.521905	0.0357

R-squared	0.442897	Mean dependent var	7.450000
Adjusted R-squared	0.373259	S.D. dependent var	2.091916
S.E. of regression	1.656106	Akaike info criterion	4.023672
Sum squared resid	21.94150	Schwarz criterion	4.084189
Log likelihood	-18.11836	Hannan-Quinn criter.	3.957285
F-statistic	6.360006	Durbin-Watson stat	0.677922
Prob(F-statistic)	0.035703		

Figura 2.37. Regresión estandarizada.

Para estimar los coeficientes estandarizados, primeramente, debemos de crear una matriz que contenga los coeficientes, de la siguiente manera:

```
matrix coeficientes=@coefs
```

Matrix: CO...

View | Proc | Object | Print | Name | Fre

COEFICIENTES	
	C1
	C1
	Last updated: 09...
R1	8.850748
R2	-0.004700

Figura 2.38. Coeficientes.

El último paso consiste en multiplicar la matrix de coeficientes por la desviacion de (x) dividida, entre la desviacion de (y). El comando (general) para esta operacion sería:

```
=coeficientes*@stdev(x)/@stdev(y)
```

Al ejecutar esta operación, el programa arroja una matriz (ventana) que contiene los nuevos coeficientes estandarizados.

En nuestro caso, la sintaxis del comando sería:

```
=coeficientes*@stdev(hpdp)/@stdev(gjpc)
```

Figura 2.39. Coeficientes estandarizados.

Recuerde que para guardar este objeto, debe de ponerle un nombre, en nuestro caso le hemos puesto **coef_standar.**

Verifique si los objetos creados son los mismos:

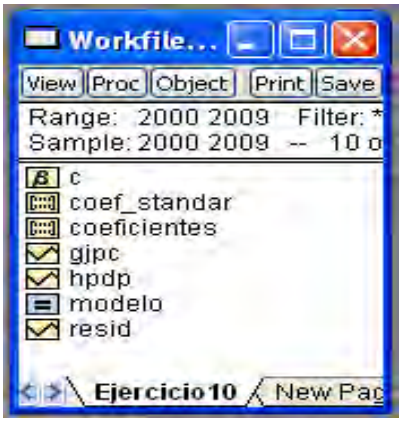


Figura 2.40. Objetos creados.

2.5 Modelo semilogarítmico.

Ejercicio 7.

El modelo semilogarítmico, normalmente se utiliza para medir tasas de crecimiento de distintas variables económicas. En este modelo vamos a estudiar el crecimiento de las importaciones de bienes y servicios para Nicaragua. Para ello, vamos abrir el workfile con el nombre "im-pib-t", y estimamos el siguiente modelo:

$$\ln IMt = \beta 1 + \beta 2t + Ut.$$

Donde las importaciones de bienes y servicios se dan trimestralmente de 1994: I a 1998: IV y el parámetro **β2t** es una variable de tendencia en el tiempo que toma el valor de 1, 2, 3… hasta el último trimestre de 1998.

A partir de dicha especificación y con los datos disponibles, estime el modelo semilogarítmico, interprételo, obtenga la tasa de crecimiento y obtenga el gráfico de regresión.

Solución:

Una vez recuperado nuestro workfile, con la variable importación y la variable de tendencia (tiempo), estimamos el modelo planteado, solo que esta vez la metodología es distinta en cuanto a la forma funcional del software (recordemos que nos interesa aprender a manejar bien el programa Econometrics EViews).

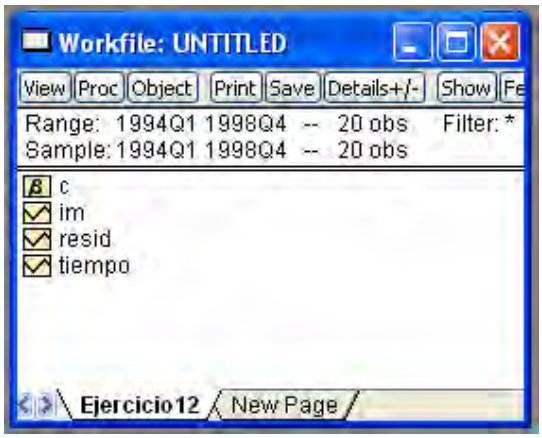


Figura 2.41. Workfile cargado.

Por lo que, para estimar el modelo, seguimos la siguiente instrucción:

Quick/Estime Equation…

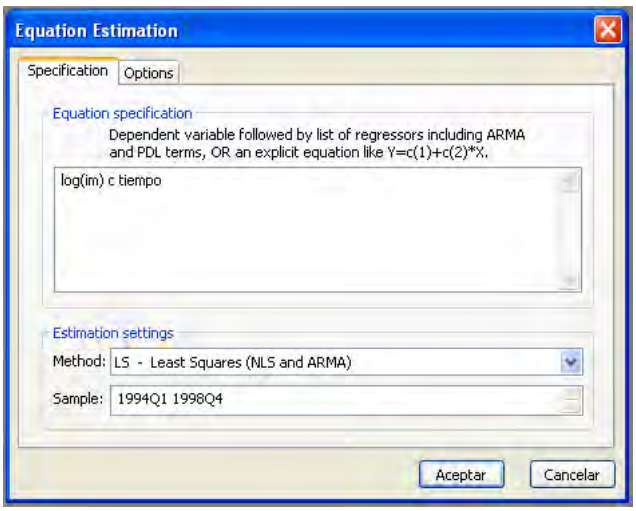


Figura 2.42. Menú de regresión.

Equation: UNTITLED Workfile: UNTITLED::Ejercicio12\

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

Dependent Variable: LOG(IM)
Method: Least Squares
Date: 10/08/12 Time: 20:25
Sample: 1994Q1 1998Q4
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	7.288247	0.050334	144.7970	0.0000
TIEMPO	0.035103	0.004202	8.354172	0.0000

R-squared	0.794970	Mean dependent var	7.656825
Adjusted R-squared	0.783580	S.D. dependent var	0.232916
S.E. of regression	0.108355	Akaike info criterion	-1.512172
Sum squared resid	0.211334	Schwarz criterion	-1.412598
Log likelihood	17.12172	Hannan-Quinn criter.	-1.492734
F-statistic	69.79218	Durbin-Watson stat	1.649717
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 2.43. Regresión semilogarítmica.

Sabemos que dando clic en "Aceptar" obtenemos una sub ventana con la salida de regresión. Pero note que, el nuevo comando que hemos introducido es: **log(im) c tiempo**. Pues, al anteponer "log" y entre paréntesis la variable, el programa convierte la variable a escala logarítmica, sin problemas. Note que también, pudimos haber escrito en el área de comandos la siguiente expresión: **ls log(im) c tiempo** y obtenemos la salida de regresión. De igual manera, pudimos haber escrito la expresión: **equation modelo.ls log(im) c tiempo** para que el objeto (salida de regresión) se guarde directamente en el workfile. Sin embargo, recuerde que también, se pudo haber generado el vector de la variable importación a escala logarítmica de la manera que ya conocemos: **genr lim=log(im)** y, luego escribir la siguiente sintaxis en el área de comandos: **equation modelo.ls lim c tiempo.**

La interpretación de la ecuación es que; durante los períodos trimestrales de 1994: I a 1998: IV las importaciones en bienes y servicios se incrementaron con una tasa (trimestral) de 3.510% (juzgue usted si es alta). Esto equivale, aproximadamente, a un incremento anual de 1.82% (cuyo valor se obtiene al dividir el intercepto de la ecuación entre los cuatro trimestres del año, (7.288247/4). Y, como 7.288247 es el logaritmo de las importaciones, si tomamos su antilogaritmo, obtenemos 1463.0 (millones de córdobas a precios promedios de 1994), como valor inicial de las importaciones. Para obtener el antilogaritmo en EViews, escribimos en el área de comandos: **=exp(7.288247)** damos Enter y, el resultado se nos muestra en el área de directorio.

Scalar = 1463.00380231

Recuerde que el gráfico de regresión se obtiene de la siguiente manera: ***Quick/ Graph…***

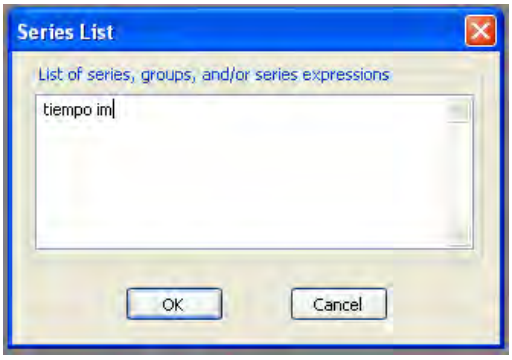


Figura 2.44. Lista de series.

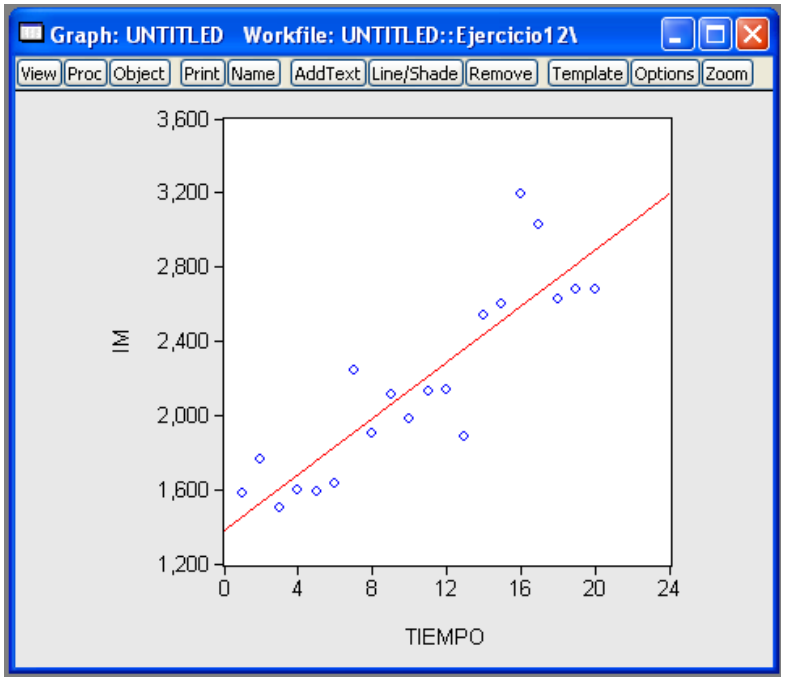


Figura 2.45. Diagrama de dispersión.

2.6 Modelos recíprocos[18].

Ejercicio 8.

Hasta el momento hemos estimado solamente modelos que son lineales en los parámetros y, de una manera muy convencional. Sin embargo, existen distintos tipos de forma funcional para ajustar un modelo y aplicarlo de manera empírica. Tal es el caso de los modelos recíprocos.

En este ejercicio se pide ajustar tal modelo:

$$Y_{i=} \beta_1 + \beta_2 \left(\frac{1}{Xi}\right) + u_i$$

[18] Para una disertación detallada y sus aplicaciones de los modelos recíprocos, puede consultar; Gujarati, Econometría 4ta ed. Pp. 177 y para la 5ta ed. Pp. 166. Ambas ediciones por MacGraw-Hill.

Para la estimación de este modelo se han recopilado datos los países Centro Americanos incluyendo Belice, Panamá y la gran Suiza Centroamericana Costa Rica. Los datos fueron recopilados del año 2000 a 2010 y el número de la muestra es de 77 observaciones. Las variables sometidas a estudios son TABA (tasa de alfabetización de adultos), THOD (tasa de homicidios dolosos, por cada 100, 000 habitantes). Y la variable, PIBpc (pib per cápita que, por el momento no la someteremos a estudio, hasta llegar al modelo de K variables.

Con la información dada y los datos disponibles estime el siguiente modelo:

$$THOD_{i=}\ \beta_1 + \beta_2\left(\frac{1}{TABAi}\right) + u_i$$

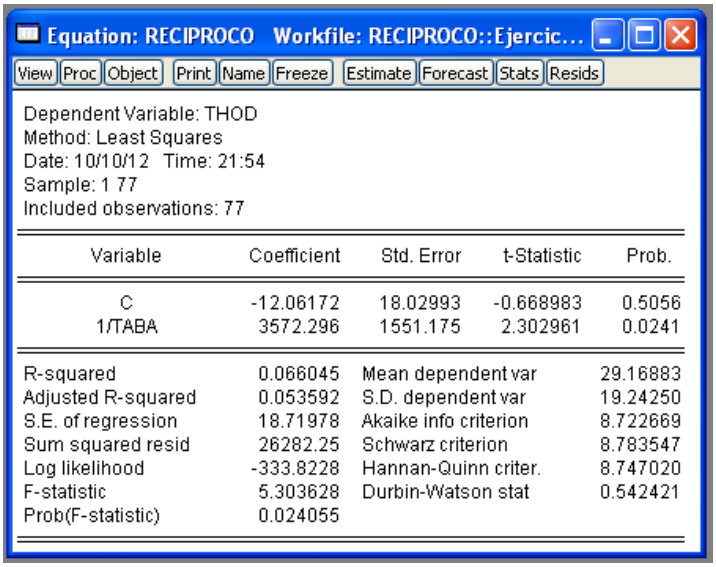
E interprete.

Solución:

Primeramente recuperamos el fichero con el nombre Ejercicio 8 de nuestro workfile.

Y estimamos el modelo con el siguiente comando:

```
equation reciproco.ls thod c 1/taba
```



Equation: RECIPROCO Workfile: RECIPROCO::Ejercic...

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

Dependent Variable: THOD
Method: Least Squares
Date: 10/10/12 Time: 21:54
Sample: 1 77
Included observations: 77

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-12.06172	18.02993	-0.668983	0.5056
1/TABA	3572.296	1551.175	2.302961	0.0241

R-squared	0.066045	Mean dependent var	29.16883
Adjusted R-squared	0.053592	S.D. dependent var	19.24250
S.E. of regression	18.71978	Akaike info criterion	8.722669
Sum squared resid	26282.25	Schwarz criterion	8.783547
Log likelihood	-333.8228	Hannan-Quinn criter.	8.747020
F-statistic	5.303628	Durbin-Watson stat	0.542421
Prob(F-statistic)	0.024055		

Figura 2.46. Regresión de modelo recíproco.

La pregunta que debemos plantearnos acá es, si el modelo es estadísticamente significativo que, como podemos observar no lo es, dada las bajas razones t y los altos valores de probabilidad. Sin añadir el bajo valor del R-cuadrado. Obviamente que, la pregunta que radica acá es ¿Qué hacer? Pues el mundo no se ha acabado y la Econometría no va a dejar de funcionar. Existen distintas formas de reparar este error. Pero acá vamos a utilizar la más sencilla. Haciendo hincapié en el tamaño de la muestra. Recuerde que el número de observaciones que tenemos es de 77. Bien podemos aumentar el número de la muestra e ir

experimentando hasta ajustar el modelo. Lamentablemente, esto es difícil ya que, las estadísticas son limitadas. Entonces lo único que nos queda es hacer lo inverso, o sea, en vez de aumentar, reducir el tamaño de la muestra. E ir experimentando hacia atrás, pero cuidado. No olvide algo que se llama; supuesto de Normalidad y Teorema del Limite Central. Entonces, la nueva pregunta que surge es; ¿A qué número debemos reducir la muestra? (investíguelo).

Supongamos que Jeferson Ruiz, realizó este experimento y, encontró que el modelo se ajusta bien con treinta observaciones. Pero, ¿cómo hizo esto Jeferson? Sencillo. Ubíquese en la ventana de salida de regresión y haga clic en la pestaña "*Estimate*". Se nos muestra una sub ventana:

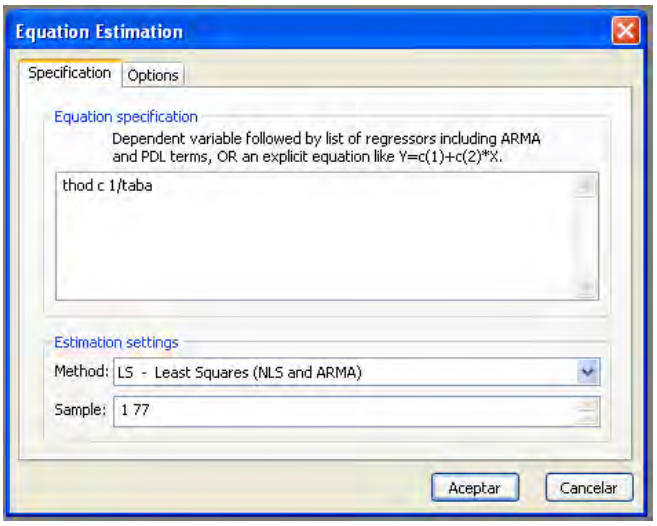


Figura 2.47. Menú de regresión.

Donde dice *Sample,* nos aparece que el tamaño de la muestra va de 1 a 77, que, si nos ubicamos y hacemos clic ahí, podemos borrar el número 77 y escribir 30. Hacemos clic en Aceptar

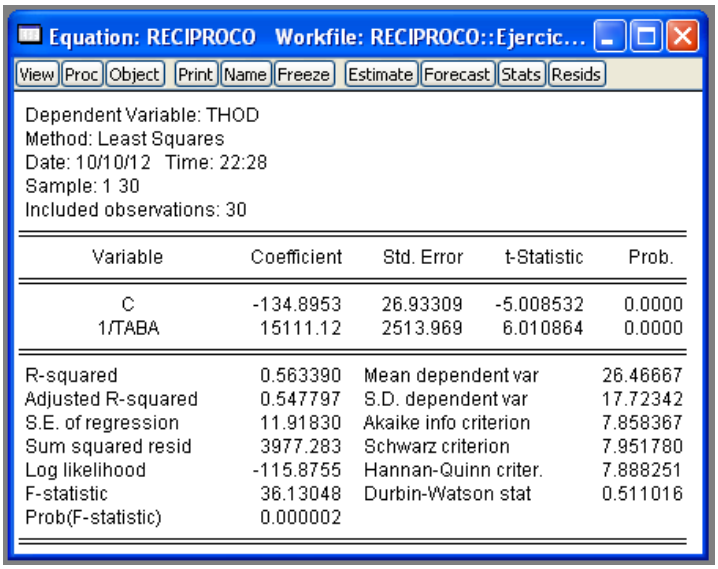


Figura 2.48. Regresión de modelo recíproco.

Y tenemos nuestro nuevo modelo de regresión mejorado. Es decir, las razones t ahora son altas y, las probabilidades son prácticamente nulas. También, el R-cuadrado ha mejorado significativamente.

Por lo que podemos observar, existen maneras de mejorar nuestros modelos. El punto está primeramente en, tener calma y paciencia. No desesperarse. Y buscar distintas formas funcionales hasta ajustar nuestro modelo. Quizás, es en este punto, en donde debemos recordar las palabras de los grandes econometristas cuando dicen que la econometría deja de ser una ciencia para convertirse en un arte. (Reflexione sobre esto y, a manera de ejercicio escriba el por qué, la econometría es un arte).

La manera de interpretar este modelo es que, si la tasa de alfabetización adulta, se incrementa indefinidamente, la tasa de homicidios dolosos, disminuye a un valor asintótico de casi 135 homicidios por cada 100.000 habitantes.

A manera de reflexión, podría ser razonable pensar que, las personas con un mayor nivel de alfabetización, obtienen mayores oportunidades de empleo, lo que quizá haga que no caigan en depresión y no opten por decisiones como el suicidio, que también, es un punto importante, y más aún, a acciones ilícitas.

2.7 Modelo Recíproco-Logarítmico (opcional).

Este modelo es de la forma:

$$lnY_{i=}\ \beta_1 +\ \beta_2\left(\frac{1}{Xi}\right) +\ u_i$$

No obstante, los expertos lo utilizan y recomiendan, para representar una función de producción de corto plazo[19].

A manera de ilustración y, con fines meramente académicos, suponga que, en base a los datos del ejercicio anterior nos piden estimar el siguiente modelo:

$$lnTHOD_{i=}\ \beta_1 +\ \beta_2\left(\frac{1}{TABAi}\right) +\ u_i$$

Por lo que el comando a utilizar es:

```
equation reciproco_log.ls log(thod) c 1/taba
```

[19] Véase Gujarati, D. Econometría 5ta ed. pp. 172. MacGraw-Hill 2010.

Equation: RECIPROCO_LOG Workfile: RECIPROCO::E...

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

Dependent Variable: LOG(THOD)
Method: Least Squares
Date: 10/10/12 Time: 23:25
Sample: 1 77
Included observations: 77

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.218039	0.681990	1.786007	0.0781
1/TABA	165.4021	58.67389	2.819007	0.0062

R-squared	0.095806	Mean dependent var	3.127069
Adjusted R-squared	0.083750	S.D. dependent var	0.739738
S.E. of regression	0.708084	Akaike info criterion	2.173122
Sum squared resid	37.60370	Schwarz criterion	2.234000
Log likelihood	-81.66521	Hannan-Quinn criter.	2.197473
F-statistic	7.946798	Durbin-Watson stat	0.448027
Prob(F-statistic)	0.006158		

Figura 2.48. Salida de regresión de modelo recíproco-logarítmico.

Pero como podemos observar, el modelo no es estadísticamente significativo, por lo que tenderemos que reducir la muestra a treinta observaciones:

Equation: RECIPROCO_LOG Workfile: RECIPROCO::E...

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

Dependent Variable: LOG(THOD)
Method: Least Squares
Date: 10/10/12 Time: 23:28
Sample: 1 30
Included observations: 30

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-3.274902	1.395997	-2.345923	0.0263
1/TABA	588.2296	130.3041	4.514282	0.0001

R-squared	0.421233	Mean dependent var	3.006422
Adjusted R-squared	0.400563	S.D. dependent var	0.797886
S.E. of regression	0.617750	Akaike info criterion	1.938874
Sum squared resid	10.68521	Schwarz criterion	2.032287
Log likelihood	-27.08310	Hannan-Quinn criter.	1.968757
F-statistic	20.37874	Durbin-Watson stat	0.429346
Prob(F-statistic)	0.000105		

Figura 2.49. Salida de regresión de modelo recíproco-logarítmico.

Lamentablemente, nuestro modelo, no se ajusta bien al cien por ciento. Es entonces cuando hay que decidir si; quedarse con la significancia práctica o con la significancia estadística.

2.8 El modelo de k variables (Regresión Múltiple).

Ejercicio 9.
El modelo de k variables es el modelo de regresión con dos o más variables independientes, además del término constante[20]. Es conocido también, como el modelo de regresión múltiple. Sin embargo, es de notar que, detrás de este modelo subyacen distintos supuestos que se deben de cumplir, según la teoría estadística de los MCO.

En este ejercicio se presenta formalmente el modelo de regresión múltiple. Por lo que se pide lo siguiente:

a). Abra nuevamente el workfile del ejercicio 8 y estime el siguiente modelo:

$$\mathbf{thod = \beta o \pm \beta pibpc \pm \beta taba \pm ei.}$$

b). Interprete los coeficientes (estime el modelo con 30 observaciones).

Solución:

a). El comando para la ecuación es:

```
equation multiple.ls thod c pibpc taba
```

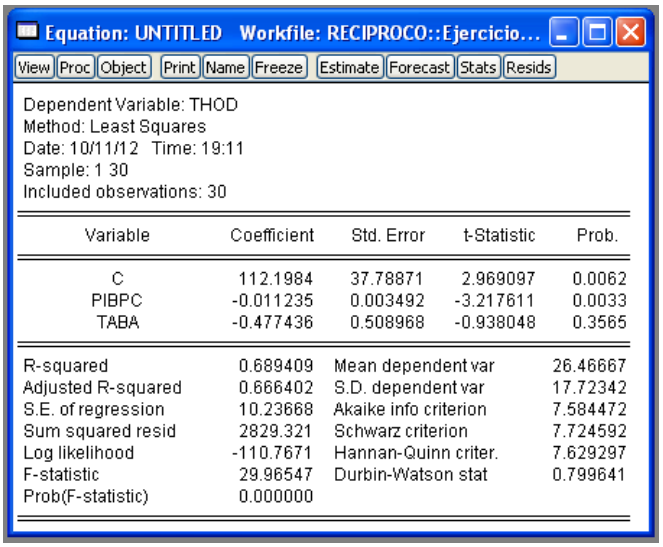


Figura 2.50. Salida de regresión múltiple.

THOD = 112.1983- 0.0112*PIBPC - 0.4774*TABA

[20] Para una introducción técnica a los modelos de regresión múltiple, véase; R. S. Pindyck y D. L. Rubinfeld, "Econometría: Modelos y Pronósticos", 4ta ed. Mac-Graw-Hill México, D.F. 2001, pp. 87-118.

b). La interpretación de los coeficientes[21] es: -0.0112 es el coeficiente de regresión parcial del PIB per cápita e indica que, si se mantiene constante la tasa de alfabetismo de adultos, conforme el PIBPC se incrementa, por ejemplo en un dólar, la tasa de homicidios disminuye en 0.0112 unidades. Una interpretación económica sería; si el PIB per cápita se incrementara en 1000 dólares, en promedio, el número de homicidios se reduciría a 1.12 por cada 100.000 habitantes. El coeficiente - 0.4774 nos dice que, si se mantiene constante el PIBPC, el número de homicidios dolosos disminuirá, en promedio, 47.74% si la tasa de alfabetización de adultos se incrementa en un punto porcentual.

El valor del intercepto de 112, nos dice que, si los valores del PIBPC y TABA fuesen cero, la tasa de homicidios dolosos, en promedio, sería de 112 por cada 100.000 habitantes. Pero ojo, los econometristas no recomiendan esta interpretación mecanicista del modelo.

A manera de reflexión, parece razonable la lógica del modelo ya que, si personas con un mayor índice de alfabetización y, a aumentos del PIBPC, los individuos tienden a no suicidarse por razones económicas, si obviamos, los sentimientos morales.

2.9 El modelo Cobb-Douglas

Ejercicio 10.
La función de producción Cobb-Douglas ha sido utilizada para estudiar la producción de las economías y, de manera alternativa, la función de sustitución de elasticidad constante (CES por sus siglas en inglés). En este ejercicio se pide, estimar la función Cobb-Douglas. Los datos provienen de la economía venezolana y se dan trimestralmente. Se encuentran disponibles en la página web del Banco Central de Venezuela. Para este ejercicio, los datos me fueron proporcionados por una alumna de economía. De nombre Criselda Toledo. Las variables de estos datos son: PRODUCTO = PIB, KAPITAL = FORMACION BRUTA DE CAPITAL, LABOR = PEA OCUPADA.

Por lo que se pide:

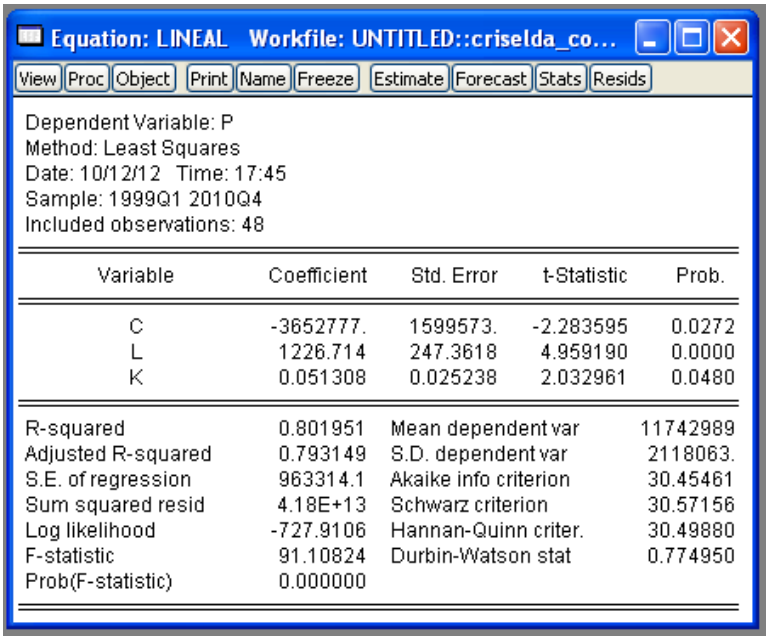
1. Estimar una función de producción lineal y verificar la igualdad entre las productividades marginales del trabajo y el capital.
2. Estimar una función de producción tipo Cobb-Douglas y verificar la existencia de rendimientos constantes de escala.
3. Considerando el período 1999:1-2008:4, en la variable dependiente, realizar una predicción para dicha variable en los años siguientes (doce trimestres).

Solución:

[21] Para una comprensión e interpretación sencilla de los coeficientes en el modelo de regresión múltiple, véase; Gujarati, D. "Econometría" 5ta ed. Mac-Graw-Hill México, D.F. 2010, pp. 191.

1. Si ya tenemos recuperado el workfile, estimamos la función de producción de tipo lineal, este caso, el modelo es: Pt = α + βLt + βKt + Ut.

Por lo que el comando a utilizar es: equation lineal.ls p c l k



Equation: LINEAL Workfile: UNTITLED::criselda_co...

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

Dependent Variable: P
Method: Least Squares
Date: 10/12/12 Time: 17:45
Sample: 1999Q1 2010Q4
Included observations: 48

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-3652777.	1599573.	-2.283595	0.0272
L	1226.714	247.3618	4.959190	0.0000
K	0.051308	0.025238	2.032961	0.0480

R-squared	0.801951	Mean dependent var	11742989
Adjusted R-squared	0.793149	S.D. dependent var	2118063.
S.E. of regression	963314.1	Akaike info criterion	30.45461
Sum squared resid	4.18E+13	Schwarz criterion	30.57156
Log likelihood	-727.9106	Hannan-Quinn criter.	30.49880
F-statistic	91.10824	Durbin-Watson stat	0.774950
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 2.51. Salida de regresión de modelo lineal.

Realizamos el contraste para verificar la igualdad entre las productividades marginales, es decir: **Ho: βL=βK=0.**

Recuerde que desde la salida de regresión del modelo lineal, seleccionamos la opción correspondiente al test de Wald. En esta opción debemos especificar la restricción propuesta, sin olvidar que el programa asigna el nombre de c(1) al primer coeficiente del modelo, c(2) al segundo, y así sucesivamente. Para esto las instrucciones son: ***View/Coefficient test/Wald-Coefficient restrictions… / c(2)-c(3)=0***

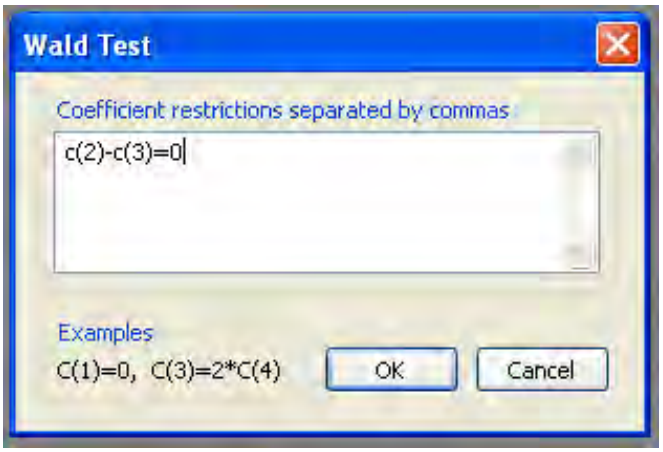


Figura 2.52. Menú de test de Wald.

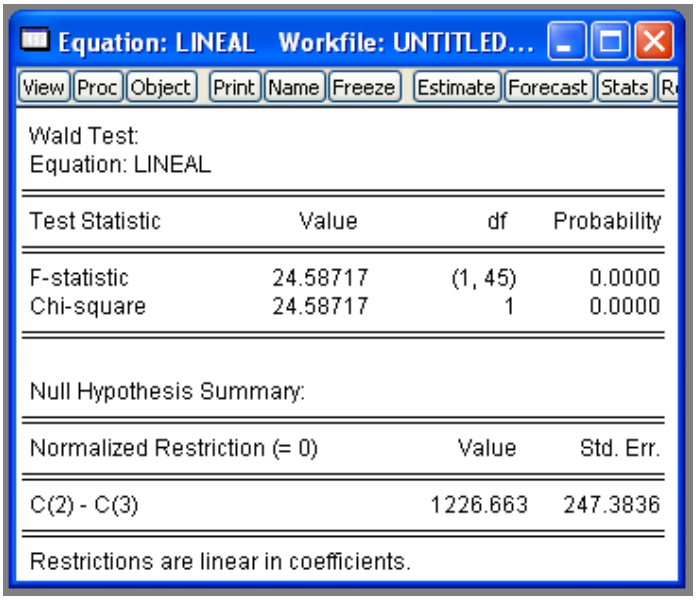


Figura 2.53. Prueba de Wald.

La sub ventana muestra los estadísticos experimentales y las probabilidades a la derecha. Puesto que en ambos casos la probabilidad es menor que el nivel de significación elegido (utilizamos normalmente el 0.05) se rechaza la hipótesis nula, por lo que se rechaza la igualdad entre las productividades marginales.

En el caso que se desee guardar esta salida de resultado (prueba de hipótesis), hacemos clic en el botón "Freeze"

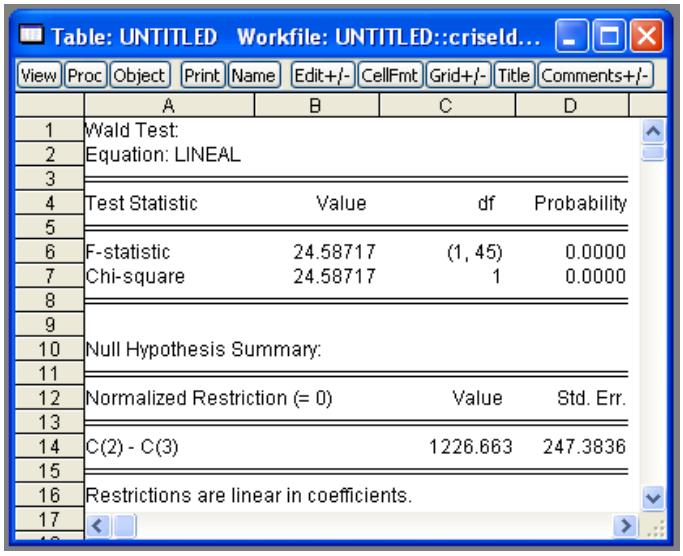


Figura 2.54. Prueba de Wald capturada.

Para congelar (capturar) la imagen. Hacemos clic en "Name" y le ponemos un nombre a esta ventana. En nuestro caso le vamos a poner Wald_lineal. Y, sin ningún problema, podemos volver a la ventana de inicio donde dimos *Freeze*, pero esta vez hacemos clic en *Stats*, para volver a la salida de regresión.

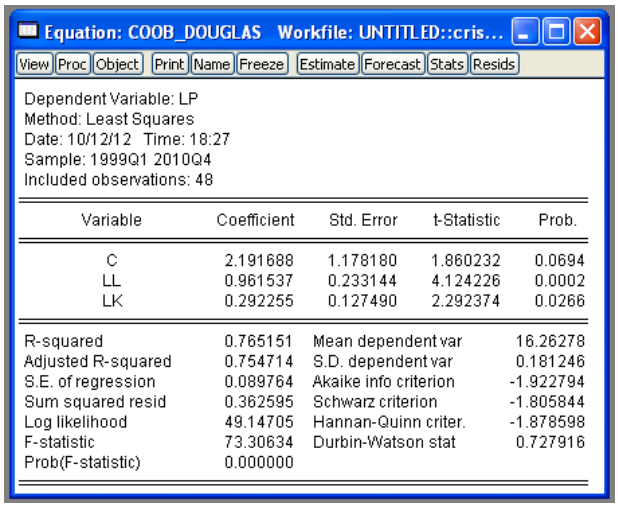
2. La función de producción de tipo Cobb-Douglas a estimar (ya transformada mediante logaritmo) en este caso es:

lnPt = ln A + β ln Lt + β ln Kt + Ut.

Antes de estimar el modelo, es necesario transformar las variables originales en logaritmos. Para ello generamos las variables a través de los siguientes comandos:

```
genr lp=log(p)
genr ll=log(l)
genr lk=log(k)
```

Se estima la nueva función de producción: equation coob_douglas.ls lp c ll lk



Equation: COOB_DOUGLAS Workfile: UNTITLED::cris...

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

Dependent Variable: LP
Method: Least Squares
Date: 10/12/12 Time: 18:27
Sample: 1999Q1 2010Q4
Included observations: 48

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.191688	1.178180	1.860232	0.0694
LL	0.961537	0.233144	4.124226	0.0002
LK	0.292255	0.127490	2.292374	0.0266

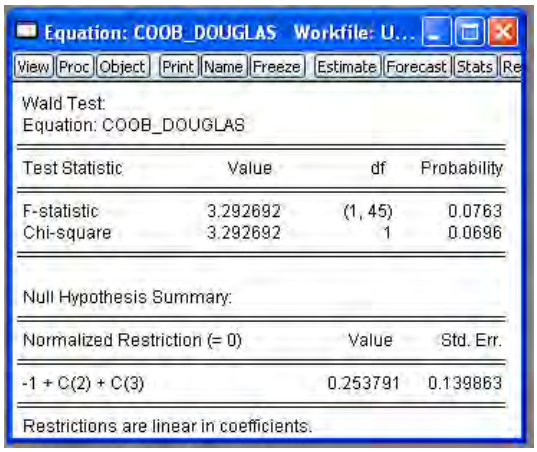
R-squared	0.765151	Mean dependent var	16.26278
Adjusted R-squared	0.754714	S.D. dependent var	0.181246
S.E. of regression	0.089764	Akaike info criterion	-1.922794
Sum squared resid	0.362595	Schwarz criterion	-1.805844
Log likelihood	49.14705	Hannan-Quinn criter.	-1.878598
F-statistic	73.30634	Durbin-Watson stat	0.727916
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 2.55. Regresión de modelo Cobb-Douglas.

Se realiza el contraste para verificar la existencia de rendimientos constantes a escala, es decir

Ho: β2+β3=1

Desde la salida de regresión correspondiente a la estimación del nuevo modelo Cobb-Douglas, ***View/Coefficient test/ Wald-Coefficient restrictions.../ c(2)+c(3)=1***



Equation: COOB_DOUGLAS Workfile: U...

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

Wald Test:
Equation: COOB_DOUGLAS

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	3.292692	(1, 45)	0.0763
Chi-square	3.292692	1	0.0696

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
-1 + C(2) + C(3)	0.253791	0.139863

Restrictions are linear in coefficients.

Figura 2.56. Test de Wald Cobb-Douglas.

Puesto que la probabilidad que deja a la derecha el estadístico es mayor que el nivel de significación de 0.05, no se puede rechazar la hipótesis nula, por lo que se considera la presencia de rendimientos constantes a escala.

3. Predicción de la variable dependiente para el período 1999:1-2008:4.

Para realizar esta predicción hay que generar una nueva serie que sea igual a nuestra serie de producción pero sin datos para el período 1999:1-2008:4.

La instrucción a seguir es: genr pmod=p

Generada la nueva serie, la abrimos haciendo clic en la pestaña "*Show*" del workfile

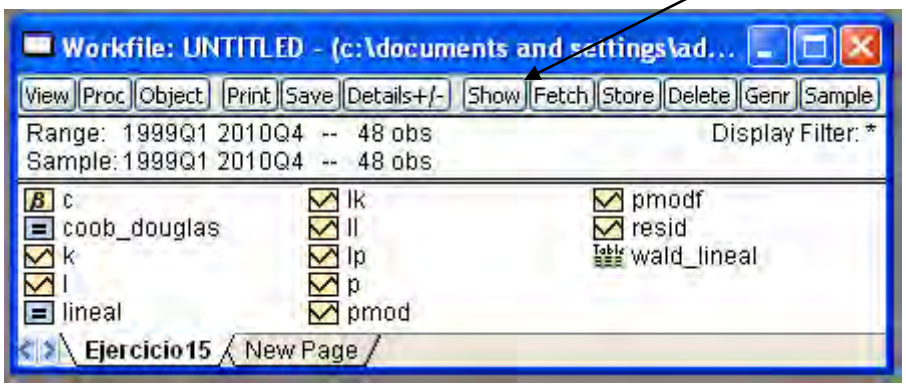


Figura 2.57. Objetos creados.

Escribimos **p pmod** en la ventana de dialogo que se nos ha abierto, luego damos clic en OK y,

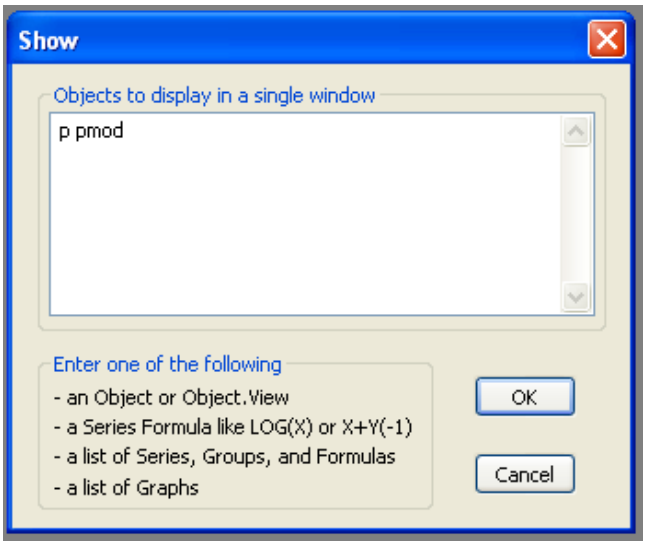


Figura 2.58. Muestra de variable.

Tenemos una nueva ventana, en donde debemos ubicarnos en el primer trimestre del 2008, luego hacer clic en (EDIT +/-), para poder modificar las doce últimas observaciones de la serie, escribiendo en ellas NA o, basta con solo escribir un punto sobre cada celda para que se muestre como la figura 2.59.

Group: UNTITLED Wor...

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Default

obs	P	PMOD
2006Q3	12970275	12970275
2006Q4	14273394	14273394
2007Q1	12520658	12520658
2007Q2	13428204	13428204
2007Q3	14275094	14275094
2007Q4	15367103	15367103
2008Q1	13170361	NA
2008Q2	14480586	NA
2008Q3	14903992	NA
2008Q4	15970135	NA
2009Q1	13257522	NA
2009Q2	14118840	NA
2009Q3	14231723	NA
2009Q4	15042839	NA
2010Q1	12619885	NA
2010Q2	13876511	NA
2010Q3	14200311	NA
2010Q4	15110803	NA

Figura 2.59. Datos a pronosticar.

Puesto que la variable dependiente se ha modificado (tienen doce observaciones menos), para realizar la predicción es necesario estimar de nuevo el modelo:

equation predicción.ls pmod c l k

Equation: PREDICCION Workfile: UNTITLED::Ejercici...

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

Dependent Variable: PMOD
Method: Least Squares
Date: 10/12/12 Time: 19:30
Sample (adjusted): 1999Q1 2007Q4
Included observations: 36 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-5462591.	1793533.	-3.045716	0.0045
L	826.3334	266.1803	3.104412	0.0039
K	0.179299	0.051475	3.483252	0.0014

R-squared	0.724233	Mean dependent var	10907777
Adjusted R-squared	0.707520	S.D. dependent var	1695565.
S.E. of regression	916984.9	Akaike info criterion	30.37522
Sum squared resid	2.77E+13	Schwarz criterion	30.50718
Log likelihood	-543.7540	Hannan-Quinn criter.	30.42128
F-statistic	43.33322	Durbin-Watson stat	0.646758
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 2.60. Salida de regresión para pronóstico.

Por lo que, desde la salida de regresión, se selecciona la opción correspondiente a la predicción: **FORECAST.** El programa, por defecto, asigna un nombre nuevo a la predicción de la variable dependiente (terminando con una "f"). También, de forma automática, realiza la predicción dinámica. Si se necesita la predicción estática hay que seleccionar la opción **Static,** en lugar de la opción

Dynamic, que es la que aparece por defecto. En el modelo, ambas predicciones coinciden, por lo que nos quedaremos con la que aparece seleccionada. Hacemos clic en la pestaña **FORECAST**

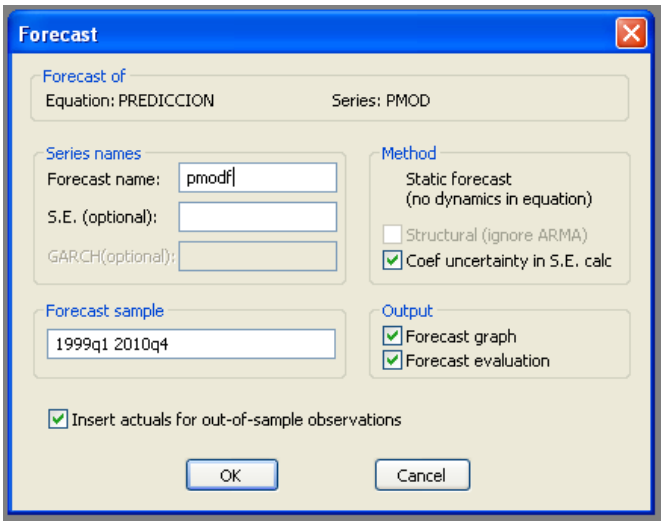


Figura 2.61. Menú de pronóstico.

Hacemos clic en OK

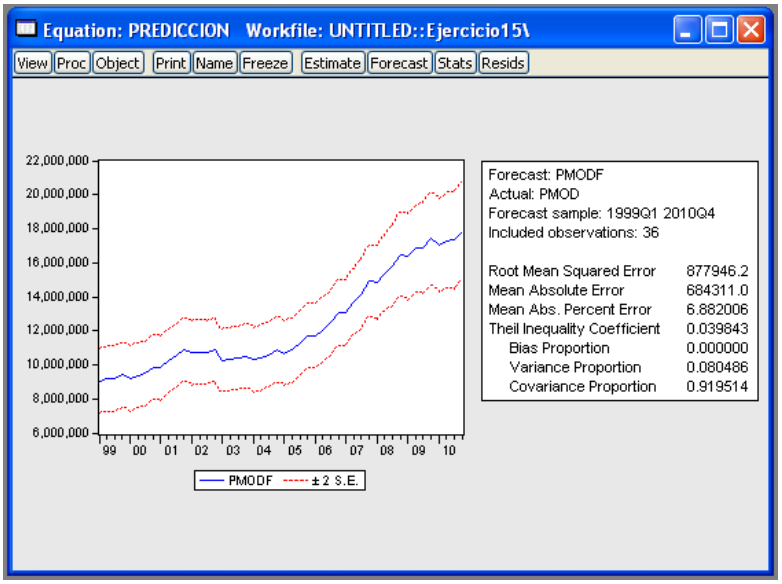


Figura 2.62. Pronóstico.

Y por defecto, en nuestro workfile, aparece un nuevo objeto creado, pero a este no le haremos caso. Lo que por ahora nos interesa es comparar la variable predicción original y la predicción que se ha obtenido de ésta, por lo que hacemos clic en Show y, escribimos: **p pmod pmodf**

Group: UNTITLED Workfile: UNTIT...

View Proc Object Print Name Freeze Default Sort

obs	P	PMOD	PMODF
2006Q3	12970275	12970275	12497820
2006Q4	14273394	14273394	13081840
2007Q1	12520658	12520658	13044627
2007Q2	13428204	13428204	13713365
2007Q3	14275094	14275094	14118988
2007Q4	15367103	15367103	14946370
2008Q1	13170361	NA	14831443
2008Q2	14480586	NA	15359568
2008Q3	14903992	NA	15807351
2008Q4	15970135	NA	16489708
2009Q1	13257522	NA	16368743
2009Q2	14118840	NA	16836543
2009Q3	14231723	NA	16877721
2009Q4	15042839	NA	17407777
2010Q1	12619885	NA	17016200
2010Q2	13876511	NA	17301460
2010Q3	14200311	NA	17338751
2010Q4	15110803	NA	17872949

Figura 2.63. Datos pronosticados.

Note que en este caso, por regla general, las predicciones de las variables son mayores que los verdaderos valores.

Guarde el resultado de la predicción de la variable dándole un nombre a la ventana y, verifique si los objetos creados son los mismos:

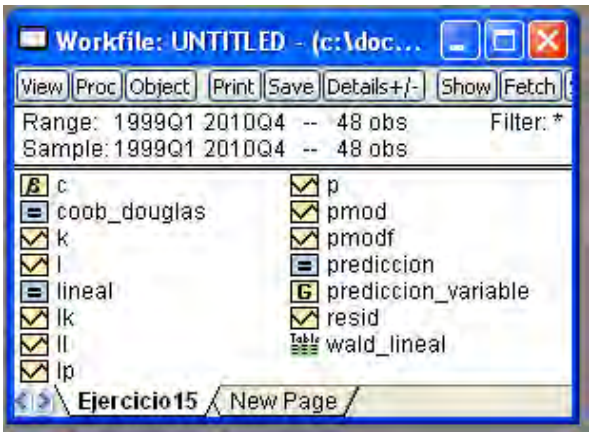


Figura 2.64. Objetos creados.

2.10 Selección de Variable (Contraste de Ramsey, RESET[22]).

Ejercicio 11.

Abra el workfile del Ejercicio 8 y considere nuevamente la salida de regresión múltiple del ejercicio 9 y, realice una selección de variables y un contraste de

[22] El contraste de Ramsey es una prueba general de errores de especificación conocida como RESET (Prueba del error de especificación en regresión).

error de especificación sobre el modelo que usted considere mas adecuado[23] (utilice el contraste de Ramsey/RESET).

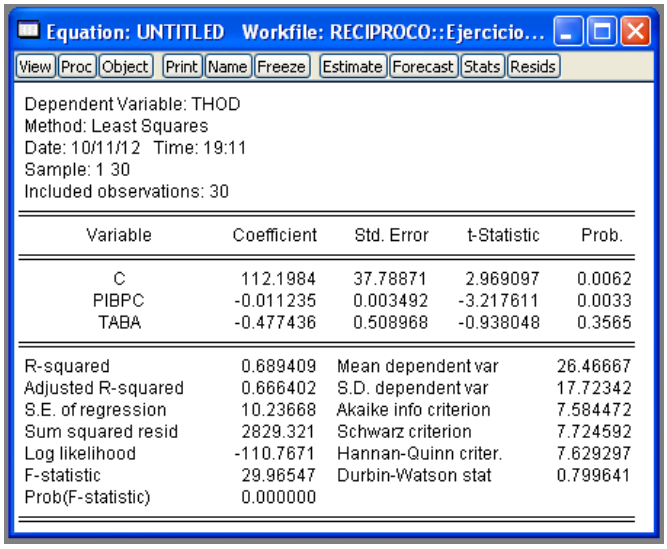
Solución:

En este ejercicio se plantea la necesidad de realizar una selección entre los posibles regresores del modelo. Por lo que debemos estimar modelos alternativos y elegir entre las variables explicativas. A partir de dicha información se selecciona el modelo más adecuado en base a los criterios de selección de variables[24].

Para iniciar con la selección de variables, vamos a considerar el modelo múltiple como el modelo no restringido (modelo 1) y, a continuación un modelo lineal alternativo en el que se omite un regresor. Los modelos considerados son:

$$\mathbf{thod = \beta o \pm \beta pibpc \pm \beta taba \pm ei.}$$
$$\mathbf{thod = \beta o \pm \beta pibpc \pm ei.}$$

Para cada uno de ellos se realiza una estimación mínimo cuadrática MCO. Reproducimos, por conveniencia, la salida de regresión del modelo múltiple:


Equation: UNTITLED Workfile: RECIPROCO::Ejercicio...

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: THOD
Method: Least Squares
Date: 10/11/12 Time: 19:11
Sample: 1 30
Included observations: 30

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	112.1984	37.78871	2.969097	0.0062
PIBPC	-0.011235	0.003492	-3.217611	0.0033
TABA	-0.477436	0.508968	-0.938048	0.3565

R-squared	0.689409	Mean dependent var	26.46667
Adjusted R-squared	0.666402	S.D. dependent var	17.72342
S.E. of regression	10.23668	Akaike info criterion	7.584472
Sum squared resid	2829.321	Schwarz criterion	7.724592
Log likelihood	-110.7671	Hannan-Quinn criter.	7.629297
F-statistic	29.96547	Durbin-Watson stat	0.799641
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 2.65. Salida de regresión.

Para la estimación del segundo modelo, el cual llamaremos modelo restringido, el comando a ejecutar es:

```
equation lineal.ls thod c pibpc
```

[23] Para una introducción muy detallada de especificación de modelos y prueba de diagnósticos, véase; Gujarati, D. "Econometría", 5ta ed. Mac-Graw-Hill, 2010. Cap. 13, pp. 467.

[24] Un ejemplo introductorio al contraste de Ramsey/RESET, puede verse en Gujarati, pp. 479, 5ta ed. y una previa aplicación en Eviews puede verse en pp. 500-511 (del mismo libro)

Equation: LINEAL Workfile: RECIPROCO::Ejercicio13\

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

Dependent Variable: THOD
Method: Least Squares
Date: 10/13/12 Time: 19:15
Sample: 1 77
Included observations: 77

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	42.78932	4.084383	10.47633	0.0000
PIBPC	-0.005019	0.001308	-3.835845	0.0003

R-squared	0.164007	Mean dependent var	29.16883
Adjusted R-squared	0.152861	S.D. dependent var	19.24250
S.E. of regression	17.71083	Akaike info criterion	8.611860
Sum squared resid	23525.51	Schwarz criterion	8.672738
Log likelihood	-329.5566	Hannan-Quinn criter.	8.636211
F-statistic	14.71371	Durbin-Watson stat	0.497189
Prob(F-statistic)	0.000259		

Figura 2.66. Salida de regression lineal.

Aplicación:

En el modelo inicial se prueba a eliminar la variable **TABA**. Desde la estimación del modelo inicial (modelo 1). Nos vamos a: View/Coefficient Test/Redundant Variables-Likelihood Ratio…/TABA

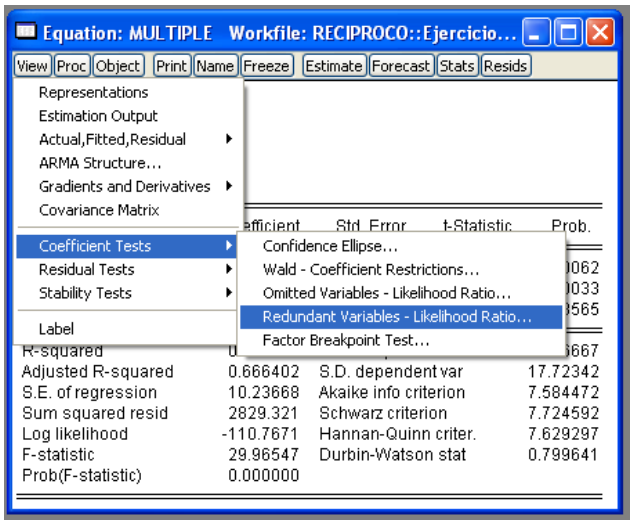


Figura 2.67. Menú de variable redundante.

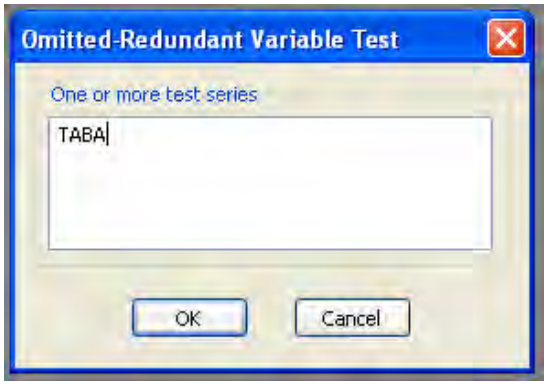


Figura 2.68. Variable seleccionada.

Equation: MULTIPLE Workfile: RECIPROCO::Ejercicio...

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

Redundant Variables: TABA

F-statistic	0.879934	Prob. F(1,27)	0.3565
Log likelihood ratio	0.962110	Prob. Chi-Square(1)	0.3267

Test Equation:
Dependent Variable: THOD
Method: Least Squares
Date: 10/13/12 Time: 19:54
Sample: 1 30
Included observations: 30

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	77.34309	6.864657	11.26685	0.0000
PIBPC	-0.014027	0.001821	-7.700995	0.0000

R-squared	0.679286	Mean dependent var	26.46667
Adjusted R-squared	0.667832	S.D. dependent var	17.72342
S.E. of regression	10.21471	Akaike info criterion	7.549876
Sum squared resid	2921.529	Schwarz criterion	7.643289
Log likelihood	-111.2481	Hannan-Quinn criter.	7.579759
F-statistic	59.30532	Durbin-Watson stat	0.784205
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 2.69. Prueba de variable redundante.

El resultado obtenido presenta, en primer lugar, los valores experimentales y probabilidades a la derecha para el contraste y, a continuación, el resultado de la estimación a considerar esta variable; es decir, la estimación que resultaría de la exclusión de la variable analizada.

Analizando las probabilidades a la derecha de los valores experimentales se observa que no existe evidencia para rechazar la hipótesis nula. En este caso, la hipótesis nula es; que esta variable no tiene efecto en el modelo estimado: **Ho: β3=0.** Por lo que no debe de incluirse esta variable como regresor en el modelo. El valor estimado de F de 0.8799, no es estadísticamente significativo y, el valor ***p*** es de aproximadamente 35.65%.

Este mismo análisis se puede aplicar a todos aquellos modelos que incluyan muchas regresoras. De hecho también, se puede realizar esta prueba de manera individual y conjunta.

El resultado de este análisis muestra que la variable TABA, es una variable incluida de forma irrelevante en el modelo.

Otra posibilidad de análisis consiste en analizar la omisión de variables relevantes. Desde el modelo "**lineal"** seleccionamos: View/Coefficient Test/Omitted Variables-Likelihood Ratio…/TABA

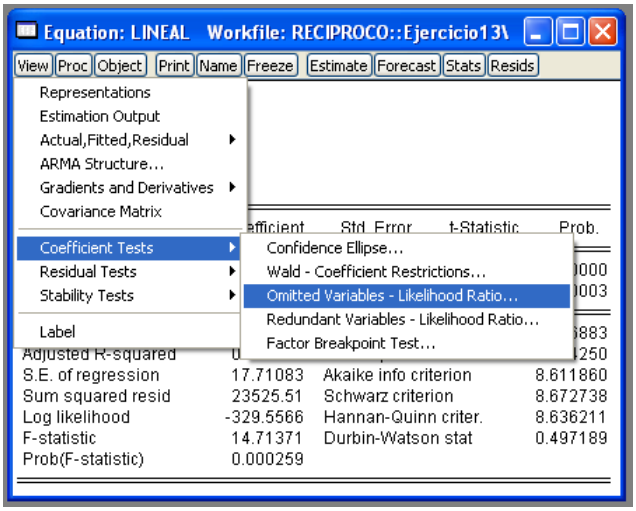


Figura 2.70. Menú de variable redundante.

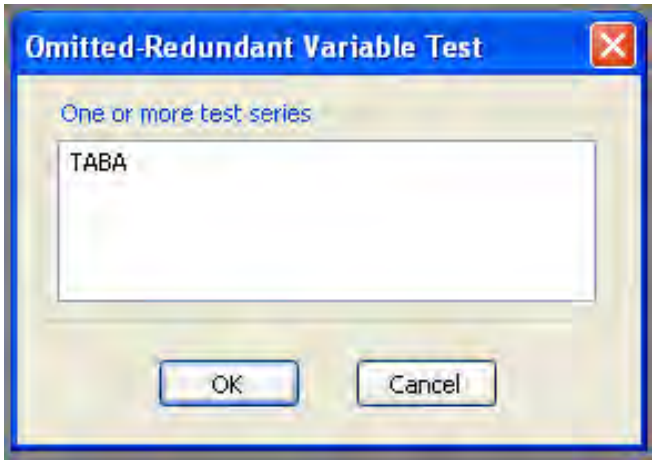


Figura 2.71. Variable seleccionada.

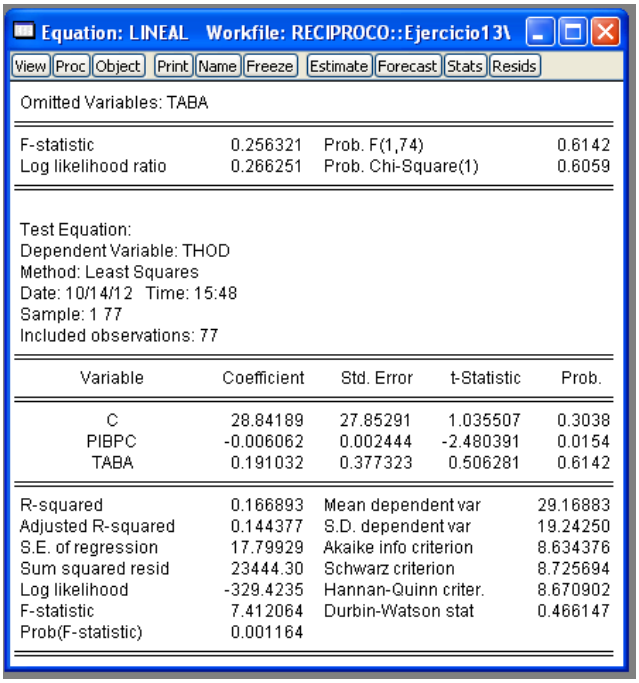


Figura 2.72. Prueba de variable redundante.

Que, como podemos observar, los modelos que se comparan son los mismos, coinciden con el resultado que se había obtenido cuando desde el modelo inicial se estudiaba la posible exclusión de esta variable.

2.10.1 Aplicación del contraste de Ramsey

En el modelo aceptado como válido, modelo lineal, se realiza este contraste, considerando una única variable adicional. Desde la estimación lineal: View/Stability Test/Ramsey RESET/1

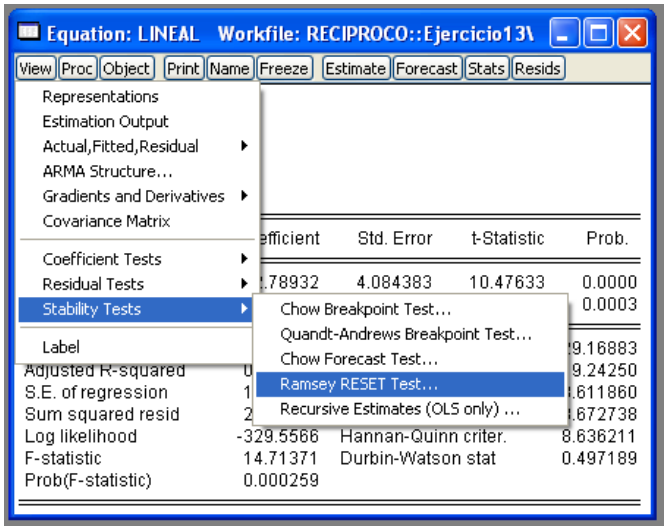


Figura 2.73. Menú de prueba de estabilidad.

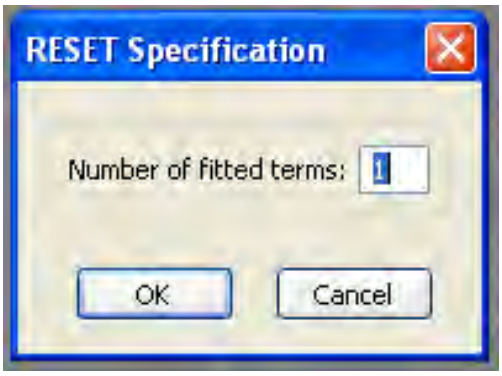


Figura 2.74

Equation: LINEAL Workfile: RECIPROCO::Ejercicio13\

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

Ramsey RESET Test:

F-statistic	10.81979	Prob. F(1,74)	0.0015
Log likelihood ratio	10.50771	Prob. Chi-Square(1)	0.0012

Test Equation:
Dependent Variable: THOD
Method: Least Squares
Date: 10/14/12 Time: 16:10
Sample: 1 77
Included observations: 77

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	253.6744	64.22650	3.949684	0.0002
PIBPC	-0.040189	0.010763	-3.734115	0.0004
FITTED^2	-0.126753	0.038534	-3.289345	0.0015

R-squared	0.270648	Mean dependent var	29.16883
Adjusted R-squared	0.250936	S.D. dependent var	19.24250
S.E. of regression	16.65409	Akaike info criterion	8.501370
Sum squared resid	20524.54	Schwarz criterion	8.592688
Log likelihood	-324.3028	Hannan-Quinn criter.	8.537896
F-statistic	13.72998	Durbin-Watson stat	0.507561
Prob(F-statistic)	0.000008		

Figura 2.75. Prueba de estabilidad de Ramsey.

El nuevo contraste de Ramsey ha arrojado un resultado que, quizá, no sea el esperado. Pues tal vez esperábamos rechazar la hipótesis nula, pero el resultado del contraste de Ramsey indica que no podemos rechazar la hipótesis nula. Por lo que no consideramos error de especificación en el modelo seleccionado.

Se puede observar como la nueva variable incluida presenta una probabilidad inferior al nivel de significación considerado (5%), por lo que se considera que es relevante en el modelo estimado. Aunque el modelo lineal parece presentar un buen comportamiento en cuanto a su especificación a como también, ocurre lo mismo con el modelo múltiple. Sin embargo, nos quedamos con este último:

THOD = 112.19835744 - 0.0112348642686*PIBPC - 0.477436372643*TABA

En la que un 69% de la variabilidad del grado de la tasa de homicidios dolosos, está siendo explicada por el modelo de regresión ajustado. Aunque solo dos regresores sean individualmente significativos. No obstante, todos los regresores son globalmente significativos.

2.11 Estimación de una función de coste.

Ejercicio 12.

En este ejercicio estimaremos una función cúbica de costes, como lo plantean normalmente los libros de textos de teoría microeconómica[25]. Los datos y, el

[25] Para una introducción a la teoría de costes de producción, véase; Robert S. Pindyck y Daniel L. Rubinfeld "*Microeconomía*", cap. 7, *El coste de producción*, pp. 207.

ejercicio en sí, son adaptados íntegros de J. Bernardo Pena Trapero[26] et al. "*Cien ejercicios de econometría*", Ediciones Pirámide, España. No obstante, se modifican algunas cuestiones ligeras.

Considere la siguiente función de costes totales, donde CTi representa el coste total para la empresa i e Yi se refiere al nivel de producción correspondiente:

$$CT_i = \beta_1 + \beta_2 Y_i + \beta_3 Y_i^2 + \beta_4 Y_i^3 + u_i$$

Para la estimación de esta función de costes totales se dispone de un total de 30 observaciones del Coste Total **(CT)** y del nivel de producción **(Y)** de otras tantas empresas. (Recupere el fichero workfile, donde lo tienen almacenado con el nombre "función cubica").

A partir de la información anterior, se pide:

1. Estime por MCO la función de coste especificada anteriormente.
2. Realice un gráfico de la función de coste total, así como de la correspondiente al coste marginal, los costes medios y los costes variables medios.
3. ¿A qué nivel de producción corresponde el punto de cierre de las empresas?

Solución:

1. Para estimar por MCO la función de costes se necesita, en primer lugar, generar las potencias cuadradas y cúbicas de **Y** que se incluyen como regresores en la función de coste especificada. A estas variables se las nombrará, respectivamente, **Y2** e **Y3.**

Instrucciones:

```
genr Y2=Y^2
genr Y3=Y^3
```

Estimación de la función de costes:

```
equation funcion.ls ct c y y2 y3
```

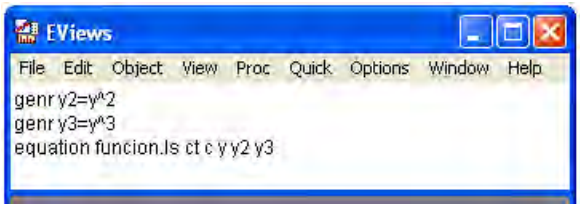


Figura 2.76. Variables programadas.

[26] Catedráticos todos de Econometría en la Universidad de Alcalá de Henares, España.

Equation: FUNCION Workfile: EJERCICIO17::Ejercici...

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

Dependent Variable: CT
Method: Least Squares
Date: 10/16/12 Time: 10:11
Sample: 1 30
Included observations: 30

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	185.5305	16.33997	11.35440	0.0000
Y	22.54805	9.951850	2.265714	0.0320
Y2	-3.340325	1.798598	-1.857183	0.0746
Y3	0.633657	0.099561	6.364536	0.0000

R-squared	0.998216	Mean dependent var	356.2646
Adjusted R-squared	0.998010	S.D. dependent var	146.5545
S.E. of regression	6.537282	Akaike info criterion	6.716486
Sum squared resid	1111.138	Schwarz criterion	6.903312
Log likelihood	-96.74729	Hannan-Quinn criter.	6.776253
F-statistic	4849.591	Durbin-Watson stat	1.623975
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 2.77. Regresión de función de costo.

Por tanto, el modelo estimado para esta función de costes resultaría ser el siguiente:

CT = 185.530511239 + 22.548047667*Y - 3.34032536387*Y2 + 0.633657158762*Y3

2. Antes de proceder a realizar las representaciones gráficas propuestas conviene recordar que los costes marginales, y los costes totales medios y, los costes variables medios, pueden obtenerse de acuerdo con las siguientes expresiones:

$$CMg_i = \frac{dCT_i}{dY_i}$$

$$CMe_i = \frac{CT_i}{Y_i}$$

$$\frac{CT_i}{Y_i} = \frac{\beta_1}{Y_i} + \beta_2 + \beta_3 Y_i + \beta_4 Y_i^2 + u_i$$

$$CVMe_i = \frac{CV_i}{Y_i}$$

$$\frac{CV_i}{Y_i} = \beta_2 + \beta_3 Y_i + \beta_4 Y_i^2 + u_i$$

Con esta información y los resultados obtenidos en la regresión anterior pueden generarse las variables costes marginales **(CMG)**, costes medios **(CME)** y costes variables medios **(CVME),** relativas a esta función de producción.

Instrucciones:

```
genr cmg=22.548047667-2*3.34032536387*Y+3*0.633657158762*Y2
genr cme=185.530511239/Y+22.548047667- 3.34032536387*Y+0.633657158762*Y2
genr cvme=22.548047667- 3.34032536387*Y+ 0.633657158762*Y2
```

Las representaciones gráficas pedidas se van a realizar en sendos gráficos de dispersión, recogiendo en el eje de ordenadas los datos relativos a las distintas funciones de costes y en el de abscisa los correspondientes al nivel de producción de la empresa.

Instrucciones:

Quick/Graph…/Y CT/Scatter

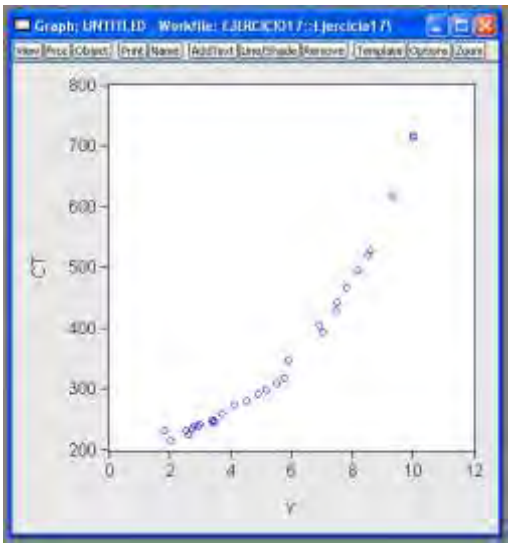


Figura 2.78. Coste total.

Quick/Graph…/Y CMG/Scatter

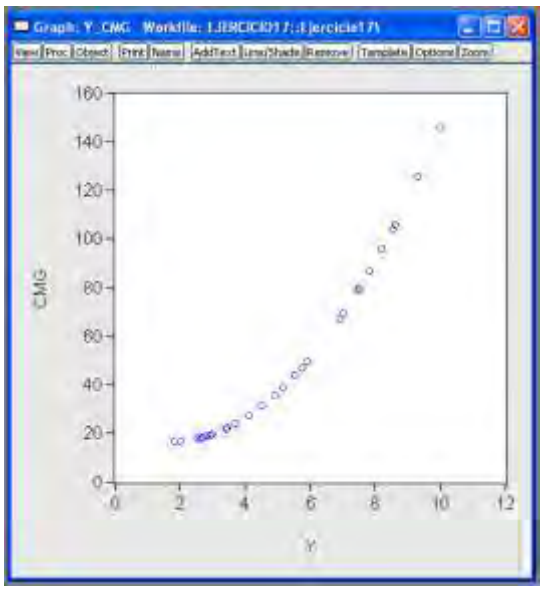


Figura 2.79. Coste marginal.

Quick/Graph…/Y CME/Scatter

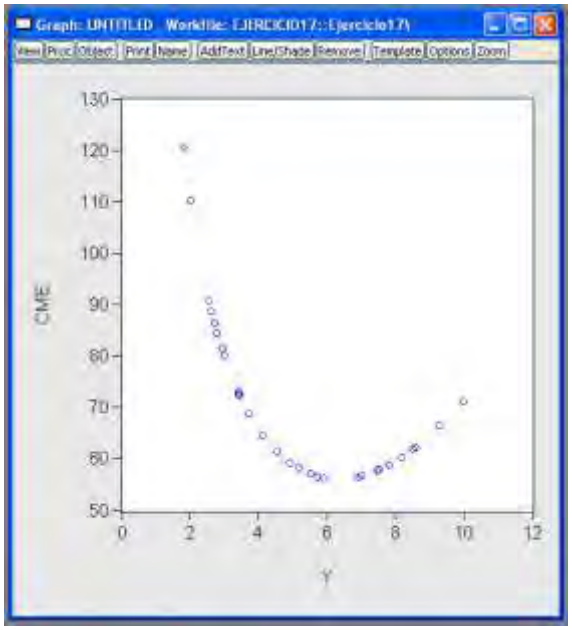


Figura 2.80. Coste medio.

Quick/Graph…/Y CVME/Scatter

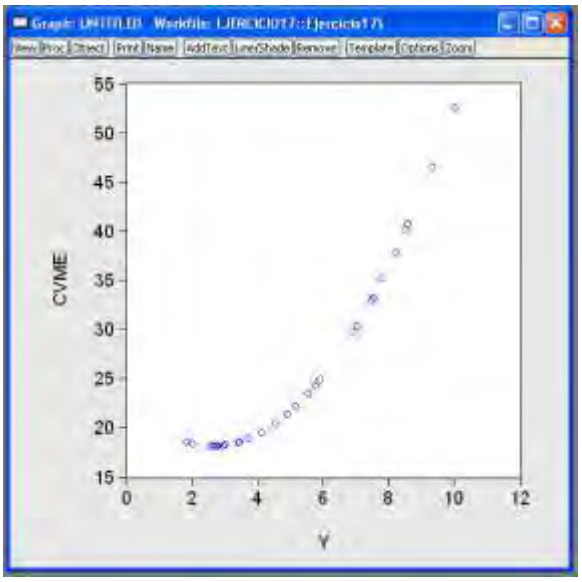


Figura 2.81. Coste variable medio.

La curva de oferta de una empresa competitiva viene dada por el tramo de su curva de costes marginales que se encuentra por encima de los costes variables medios. El cierre de la empresa se producirá, por tanto, cuando sus ingresos no cubran los costes variables medios, aunque los beneficios de las empresas no son positivos hasta que no alcanzan un nivel de producción tal que, su coste medio supera el coste marginal.

Para ver cuál es el punto de cierre, se analizan las variables **CVME** y **CMG** y que nivel de producción se alcanza cuando se da la igualdad aproximada entre estas.

Para ello, en primer lugar, es necesario ordenar los datos de forma creciente en función de la producción; el comando que nos permite realizar dicha operación en EViews es **SORT**. La utilización de este comando ordenará los datos de todas las variables según sentido creciente de la variable especificada, por lo que para poder reordenar posteriormente los datos en el orden original, se debe crear previamente una variable de tendencia (T = 0, 1, 2, 3, 4…).

Instrucciones:

```
genr t=@trend(1)
show ct y cmg cvme
```

Group: UNTITLED Workfile: EJERCICIO17::Ejerci...

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

obs	CT	Y	CMG	CVME
1	231.6288	1.82	16.68604	18.56758
2	214.9501	2.02	16.80986	18.38617
3	231.0902	2.55	17.87346	18.15057
4	224.9952	2.63	18.12677	18.14594
5	232.5102	2.72	18.44083	18.15041
6	239.0219	2.80	18.74584	18.16301
7	237.9734	2.93	19.29339	18.20078
8	242.6670	3.00	19.61484	18.22999
9	247.7566	3.41	21.87172	18.52577
10	243.7987	3.43	21.99815	18.54564
11	249.1614	3.45	22.12612	18.56603
12	259.5556	3.72	24.00243	18.89084
13	272.6811	4.12	27.29162	19.54186
14	279.5434	4.53	31.29435	20.41959
15	291.0340	4.91	35.57486	21.42332
16	297.9801	5.17	38.81996	22.21552
17	307.8361	5.53	43.73747	23.45385
18	316.2933	5.75	46.98518	24.29147
19	345.7123	5.91	49.46272	24.93917
20	404.1607	6.91	67.15253	29.72232
21	392.8819	7.02	69.33051	30.32584
22	428.8959	7.47	78.71951	32.95446
23	441.4836	7.52	79.81025	33.26237
24	465.0450	7.82	86.55433	35.17636
25	494.8002	8.20	95.58803	37.76449
26	519.9197	8.53	103.8785	40.16054
27	527.7194	8.60	105.6903	40.68653
28	616.7535	9.32	125.4073	46.45720
29	716.3884	10.01	146.1523	52.60390
30	713.6997	10.01	146.1523	52.60390

Figura 2.82. Coste de producción y punto de cierre.

Se puede apreciar que el mínimo de la función de coste variable medio se alcanza en el intervalo (18.14588, 18.15035), esto es, para un intervalo de producción comprendido entre (2.63, 2.72). Asimismo, puede comprobarse que en este intervalo se verifica la igualdad entre el coste marginal y el mínimo de coste variable medio.

Verifique si los objetos creados son los mismos:

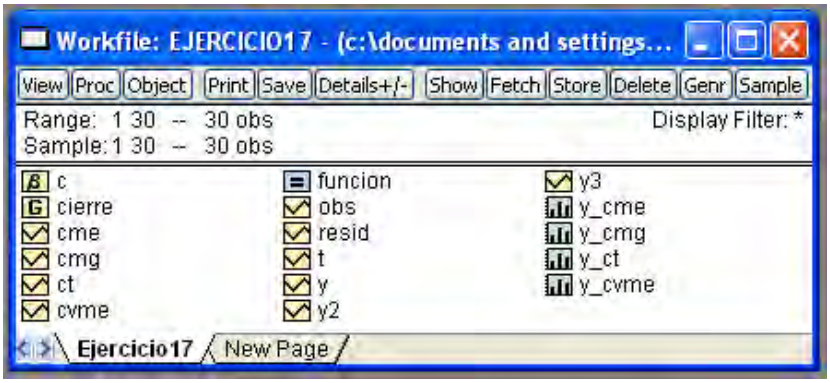


Figura 2.83. Objetos creados.

Programación

```
genr Y2=Y^2
genr Y3=Y^3
equation funcion.ls ct c y y2 y3
genr cmg=22.548047667-2*3.34032536387*Y+3*0.633657158762*Y2
genr cme=185.530511239/Y+22.548047667- 3.34032536387*Y+0.633657158762*Y2
genr cvme=22.548047667- 3.34032536387*Y+ 0.633657158762*Y2
genr t=@trend(1)
show ct y cmg cvme
```

2.12 Miscelánea Ejercicios propuestos.

Ejercicio 13.
Remítase al ejercicio 2 y, obtenga una matriz de correlación de ambas variables e interprete.

Ejercicio 14.
Remítase al ejercicio 3 y de una interpretación estadística para ambas variables en base a la tabla de estadísticos descriptivos.

Ejercicio 15.
Remítase al ejercicio 4 y, resuelva los incisos b y c, que propone el señor Gujarati.

Ejercicio 16.
Remítase al ejercicio 5 y de una interpretación económica de los estadísticos descriptivos.

Trace una recta de regresión al gráfico de dispersión y de una interpretación estadística.

Ejercicio 17.
Remítase a la salida de regresión del ejercicio 5 e interprete el R-cuadrado.

Ejercicio 18.
Remítase al ejercicio 9 e interprete el modelo sin intercepto.

Ejercicio 19.
Remítase al ejercicio 10 e interprete los coeficientes estandarizados.

Ejercicio 20.
Remítase al ejercicio 11 y, en base al modelo lineal, calcule las elasticidades de la demanda de arroz esto es, la elasticidad-precio, la elasticidad-renta y la elasticidad cruzada con respecto al precio del frijol, evaluadas en el centro de gravedad de la muestra.

Ejercicio 21.
Remítase al ejercicio 12 y, establezca un intervalo de confianza de 95% para $\beta 1$. ¿Rechazaría la hipótesis de que el verdadero coeficiente del intercepto es 8.0?

Ejercicio 22.
Remítase al ejercicio 13 y ubíquese en la segunda salida de regresión (la de 30 observaciones) y realice un intervalo de confianza para ambos coeficientes al 95%.

Ejercicio 23.
Remítase a la salida de regresión del ejercicio 14 e interprete el R-cuadrado y Ajustado.

Ejercicio 24.
Remítase a la salida de regresión Cobb-Douglas del ejercicio 15 y realice el test de hipótesis de tal manera que la suma $\beta 2+\beta 3=1.25$. También, si la suma es mayor que 1, como interpretaría dicho resultado según la teoría económica.

Ejercicio 25.
Remítase al ejercicio 16 y ubíquese en el modelo lineal (restringido) y de una interpretación económica al modelo.

Parte III

3 Cambio estructural, variables ficticias, modelos no lineales y violación a los supuestos

3.1 Introducción

En los distintos modelos de regresión, existen acontecimientos o sucesos que, pueden afectar, normalmente, el comportamiento de ciertas variables económicas y, por ende, a su respectiva modelización. Como bien dice Gujarati: "*cuando utilizamos un modelo de regresión que implica series de tiempo, tal vez se dé un* ***cambio estructural*** *en la relación entre la regresada Y y las regresoras. Por cambio estructural nos referimos a que los valores de los parámetros del modelo no permanecen constantes a lo largo de todo el período*[27]". No obstante, este fenómeno se da en el caso de observaciones de naturaleza temporal como en datos de corte transversal. Esta situación se conoce con el nombre de cambio estructural y, se estudia bajo los supuestos del modelo de regresión lineal normal clásico (MRLNC). Para analizar estos cambios se realiza un contraste de hipótesis conocido como **contraste de Chow** (1962) o **test de cambio estructural.** La hipótesis nula de este contrate recoge siempre la igualdad entre todos los parámetros del modelo (o parte de ellos). El cumplimiento de esta hipótesis supone la estabilidad total (o parcial) del modelo a lo largo de la muestra analizada y caracteriza lo que se denomina modelo restringido. La hipótesis alternativa, por su parte, define en modelo sin restricciones y representa cualquier incumplimiento de la hipótesis nula.

El estadístico experimental se expresa como sigue[28]:

$$F_{\exp} = \frac{\dfrac{SCR_R - SCR_{SR}}{q}}{\dfrac{SCR_{SR}}{n-k}} \sim F^{q}_{n-k}$$

3.1.1 Variables Ficticias.

Con frecuencia los modelos econométricos se limitan al estudio de variables del tipo cuantitativo considerando como regresores únicamente aquellas variables que pueden medirse en escala cardinal. Sin embargo, existen otras variables de tipo cualitativo que también pueden contribuir a la modelización econométrica,

[27] Gujarati, D. ***"Econometría"***, 5ta ed. Mac-Graw-Hill, México, 2010, pp. 254.

[28] J. Bernardo Pena Trapero et al, ***"Cien Ejercicio de Econometría"***, Ediciones Pirámide, España.

éstas se introducen en el modelo con el nombre de **variables ficticias, cualitativas o variables Dummy.** Estas variables ficticias suelen ser de tipo dicotómico, es decir, que solamente toman dos valores, cero y uno. El valor uno cuando se presenta la característica estudiada y el valor cero en caso contrario. Una utilidad de estas variables es su aplicación a los modelos econométricos para recoger el cambio en la estructura del modelo. De este modo se definen las variables ficticias que permiten especificar estructuras alternativas y, cuya comparación se realiza a partir del contraste de Chow[29].

Ejercicio 26.
Un estudio sobre el sector exterior de Nicaragua analiza el volumen de Exportaciones de bienes y servicios en el resto del mundo **(EX)**, como función de Producto Interno Bruto **(PIB)**. Para ello dispone de información, medida en millones de córdobas constantes de 1994 a 2009, facilitadas por el Banco Central de Nicaragua, en la contabilidad nacional del país.

Se especifica una ecuación que relaciona las exportaciones con el PIB, de acuerdo con los supuestos del modelo de regresión normal clásico, de la siguiente manera:

$$\mathbf{EXt = \beta o \pm \beta pibt \pm et}$$

A partir de dicha especificación y con los datos disponibles, analice si desde el año 2002 se ha registrado algún cambio o desplazamiento en la función de exportaciones contrastando la estabilidad del modelo propuesto.

Solución:
Recupere el workfile con el nombre "ex pib".Realizamos una representación gráfica de la variable dependiente: ***Quick/Graph.../ex/Line & Symbol***

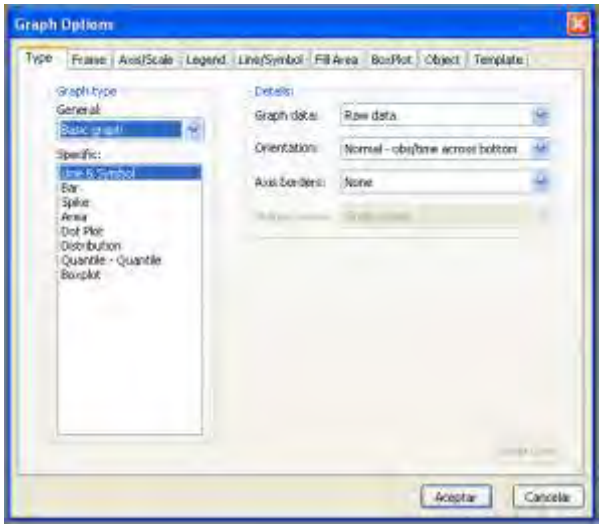


Figura 3.1. Menú de gráficos.

[29] J. Bernardo Pena Trapero et al, óp. cit.

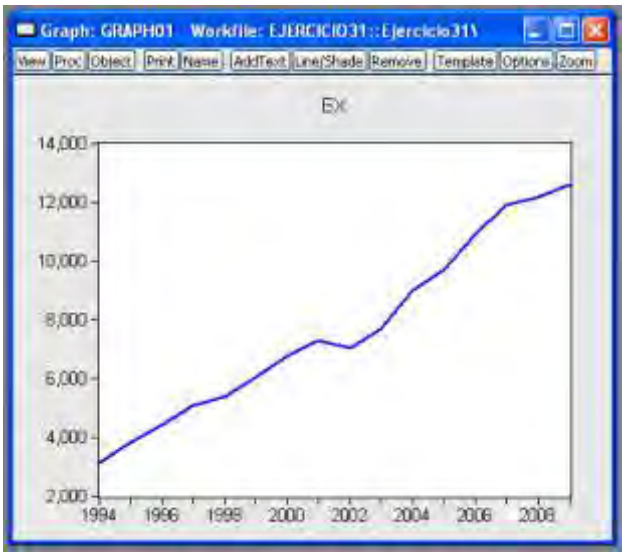


Figura 3.2. Representación gráfica de variable EX.

Por lo que podemos observar en la gráfica (figura 3.2) existe una evolución directa de la variable exportaciones. Se puede apreciar el rápido crecimiento que se produce a partir del año 2002, lo que induce a pensar en la posibilidad de ruptura estructural en este horizonte temporal. Considerando que la serie evoluciona de forma diferente en dos sub períodos. En un principio se observa un suave crecimiento que se estabiliza hasta dicho año, comenzando a partir de entonces un mayor crecimiento sostenido que continúa hasta la última observación disponible (2009). Podría considerarse por tanto la existencia de ruptura estructural, al menos detectada gráficamente, en la pendiente de regresión.

Con el fin de contrastar el análisis gráfico, procedemos a la aplicación del contraste de cambio estructural, que determine si éste se produce en ordenadas, pendientes o conjuntamente.

3.1.2 Contraste de ruptura total.

En primer lugar contrastamos una estructura de estabilidad para el modelo de exportaciones, frete a una estructura de ruptura total. Con este fin se realzará una aplicación del contraste de Chow definiendo estructuras alternativas para uno y otro supuesto.

Para realizar este contraste será necesario especificar un modelo restringido que considere una única regresión para el total de la muestra y un modelo no restringido donde se admite que las ordenadas en el origen y las pendientes, sean distintas en los dos sub períodos considerados. Es decir:

- Modelo restringido o de estabilidad:

$$EXt = \alpha \pm \beta PIBt \pm Ut \qquad t = 1994,\ldots, 2009.$$

- Modelo sin restricciones o de ruptura total:

$$EX1t = \alpha 1 \pm \beta 1PIB1t \pm U1t \quad t = 1994,\ldots, 2002.$$

$$EX2t = \alpha 2 \pm \beta 2PIB2t \pm U2t \quad t = 2003,\ldots, 2009.$$

Cada uno de estos modelos se estima por MCO, y se realiza el siguiente contraste para verificar si existe o no cambio estructural que afecte a todos los parámetros de la ecuación del modelo:

$$Ho: \alpha 1 = \alpha 2 = \alpha \qquad Hi: \alpha \neq \alpha$$
$$\beta 1 = \beta 2 = \beta \qquad Hi: \beta 1 \neq \beta 2$$

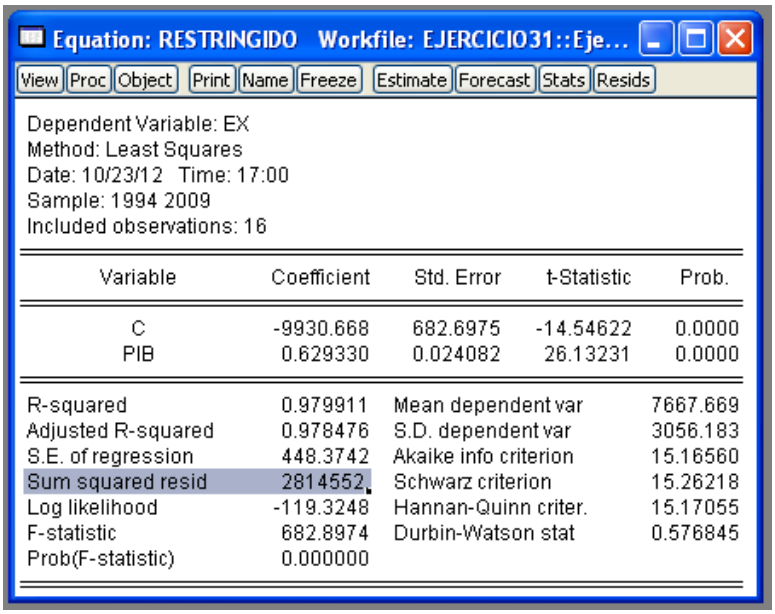
El estadístico a utilizar es:

$$F_{\exp} = \frac{\dfrac{SCR_R - SCR_{SR}}{q}}{\dfrac{SCR_{SR}}{n-k}} \sim F^{q}_{n-k}$$

a) Estimación del modelo restringido:

equation restringido.ls ex c pib

Y obtenemos el siguiente resultado:



Equation: RESTRINGIDO Workfile: EJERCICIO31::Eje...

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

Dependent Variable: EX
Method: Least Squares
Date: 10/23/12 Time: 17:00
Sample: 1994 2009
Included observations: 16

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-9930.668	682.6975	-14.54622	0.0000
PIB	0.629330	0.024082	26.13231	0.0000

R-squared	0.979911	Mean dependent var	7667.669
Adjusted R-squared	0.978476	S.D. dependent var	3056.183
S.E. of regression	448.3742	Akaike info criterion	15.16560
Sum squared resid	2814552.	Schwarz criterion	15.26218
Log likelihood	-119.3248	Hannan-Quinn criter.	15.17055
F-statistic	682.8974	Durbin-Watson stat	0.576845
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 3.3. Regresión de modelo restringido.

b) Estimación del modelo sin restricciones:

El modelo no restringido estará especificado por dos regresiones que corresponden a la estimación del modelo para cada uno de los dos sub períodos considerados (1994-2002, 2003-2009).

La estimación de cada una de estas regresiones requiere la modificación del período muestral. Para ello desde la ventana de la primera salida de regresión, hacemos clic en la ventana "Estimate", y en la sub ventana que se nos muestra, modificamos la fecha de la manera en que ya sabemos, o sea, nos ubicamos en Sample y, modificamos la fecha, como se muestra en la figura 3.4

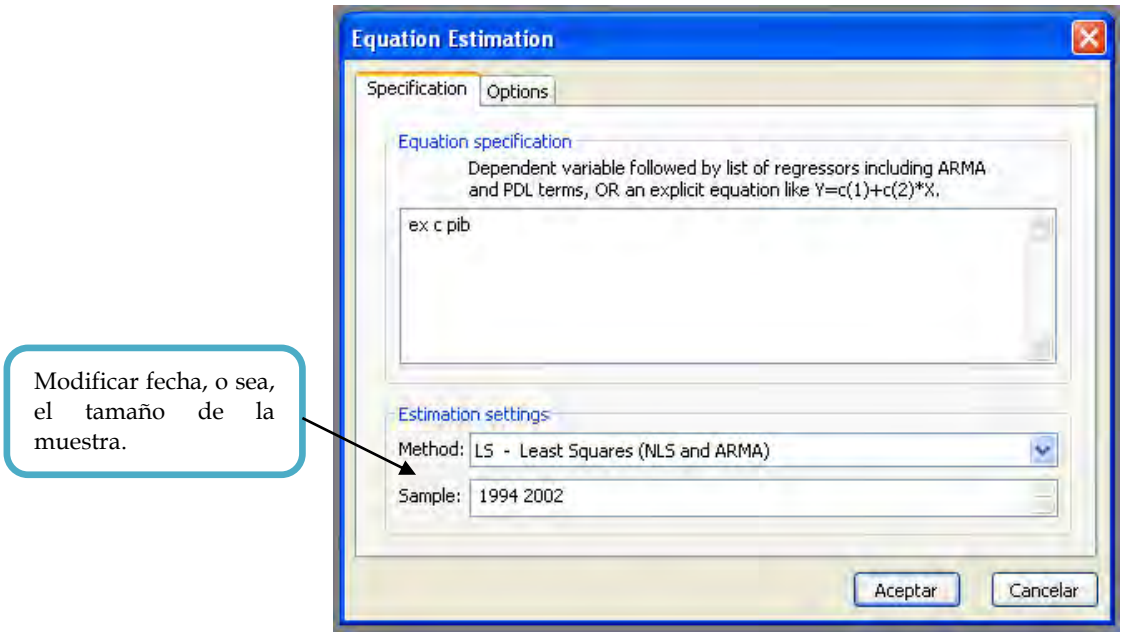


Figura 3.4. Modificación de fecha.

Por lo que la ecuación estimada es:

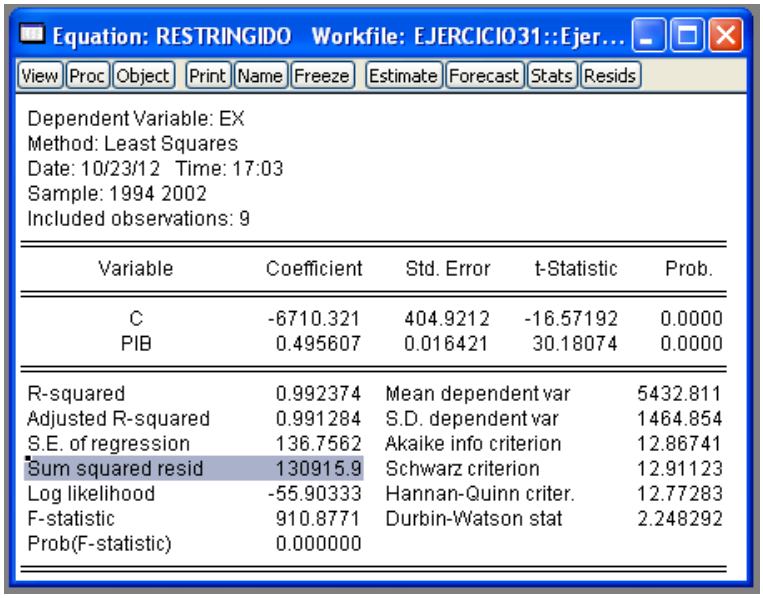


Figura 3.5. Obtención de suma de residuos al cuadrado.

La siguiente regresión a estimar es la correspondiente al período de mayor crecimiento de las exportaciones. Para ello, es necesario volver a modificar nuevamente el período muestral y realizar nuevamente la estimación solamente con las observaciones relativas a dicho período de crecimiento. Por lo que realizamos la misma rutina de la estimación anterior. Esta vez en el período 2002 a 2009. Como se muestra en la figura 3.6

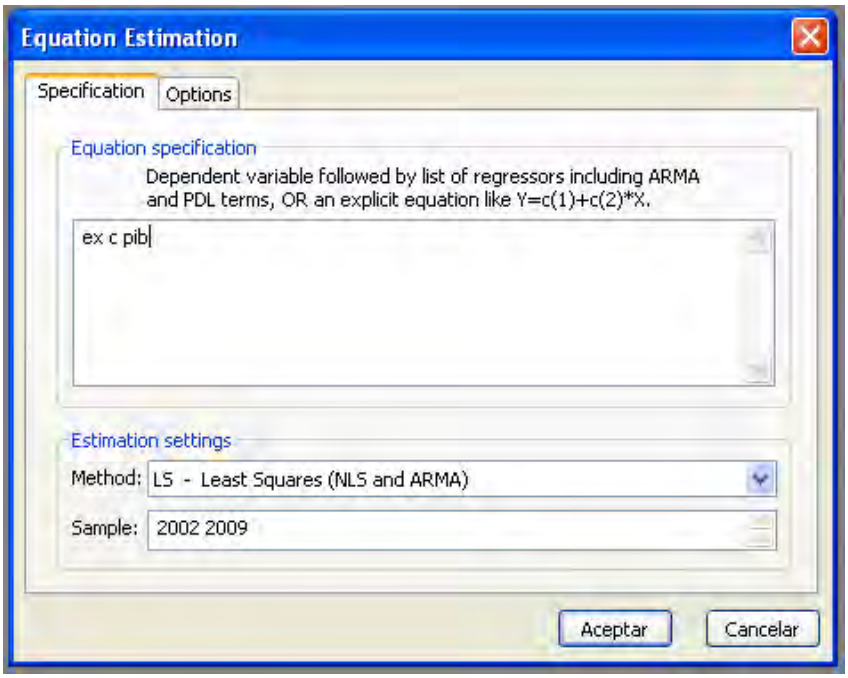


Figura 3.6. Menú de regresión.

Por lo que nuestra nueva salida de regresión es la siguiente:

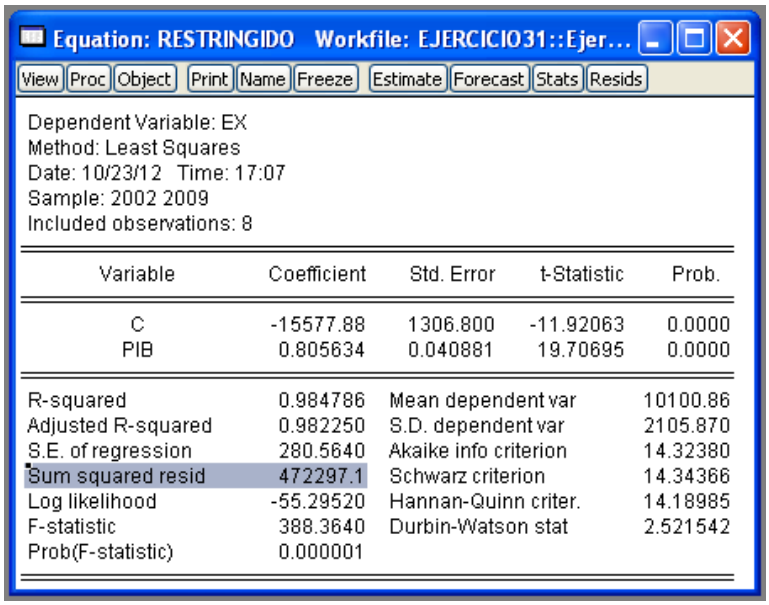


Figura 3.7. Salida de regresión de mayor período.

c) Contraste de cambio estructural.

De cada uno de los modelos estimados anteriormente se va a utilizar el valor de la suma de cuadrado de residuos **(SCR)** para calcular el valor del estadístico experimental en el contraste de Chow. El valor de la SCR para el modelo no restringido será la suma de SCR en cada una de las dos estimaciones anteriores. Nosotros la hemos identificado como **Sum squared resid** en cada salida de regresión y, las hemos sombreado para identificarlas.

SCRsr = 130915.9+472297.1=602313.

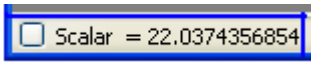
Recuerde que esta operación aritmética la podemos obtener en EViews con solo escribir:

= 130915.9+472297.1=602313.

En la ventana de comandos y el resultado lo obtenemos en el área de directorios como un producto escalar. No obstante, en EViews, se realizan los cálculos para obtener el valor del estadístico experimental de Chow. Por lo que escribimos en la línea de comandos:

=((2814552-602313)/2)/(602313/(16-4))

El resultado obtenido es:



Ahora obtenemos la distribución F de la siguiente manera:

=@fdist(22.0374356854,2,12)

Por lo que el valor obtenido es:

Conclusión: a un nivel de significación del 5% se rechaza la hipótesis de ausencia de cambio estructural en el modelo, a partir de éste resultado se debe analizar la ruptura que existe, contrastando si ésta se produce en los niveles autónomos, en las pendientes de regresión o en ambos parámetros. Este mismo contraste puede realizarse en EViews a través de un procedimiento específico que el programa trae integrado. Para ello, desde la estimación correspondiente al modelo restringido se selecciona la opción del contraste de estabilidad de Chow. Esta opción aparece en un cuadro de diálogo en el que debe especificarse al programa el número de orden correspondiente a la observación a partir de la que se considera que se produce el cambio estructural. En el modelo planteado, este dato corresponde a la observación del período de 2003. Por lo que las instrucciones, desde la primera salida de regresión es:

View/Stability Test/Chow Breakpoint Test…

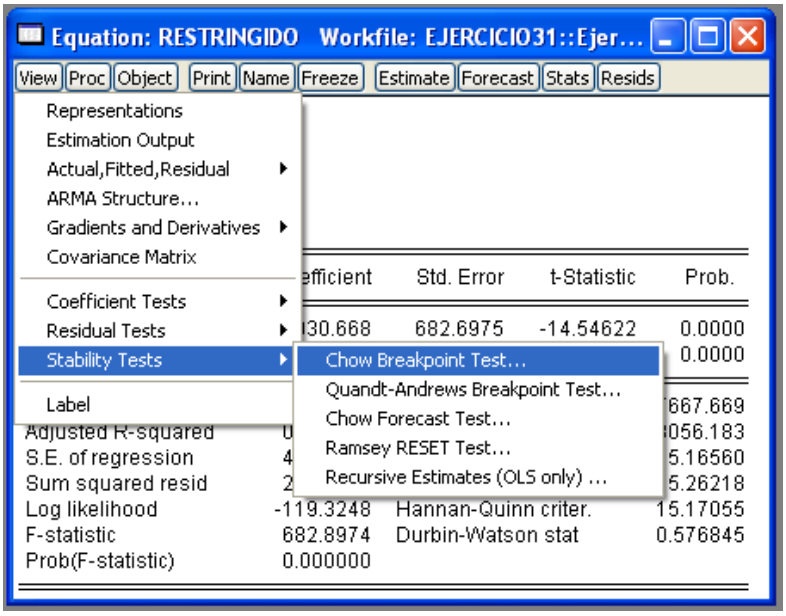


Figura 3.8. Test de Chow.

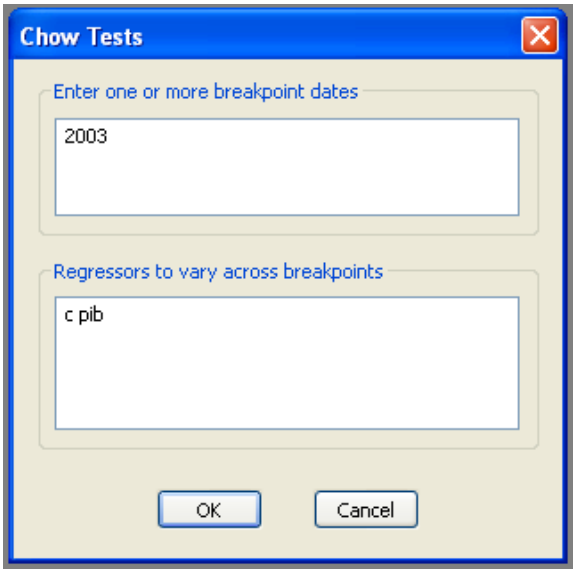


Figura 3.9. Año y variable.

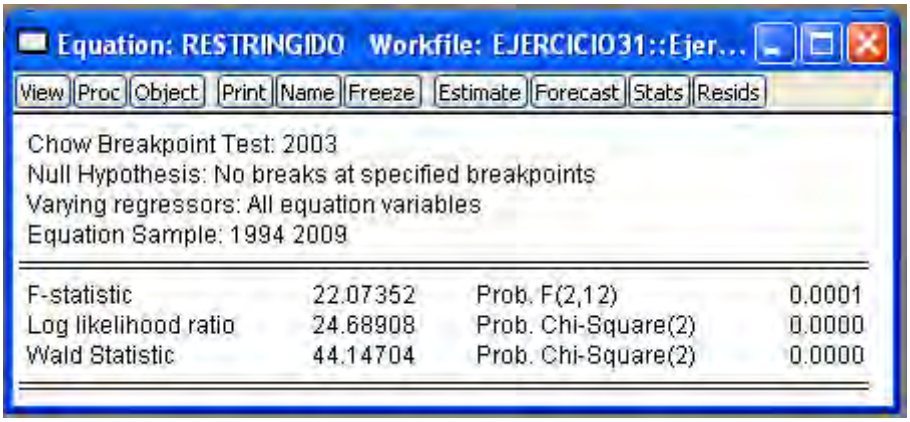


Figura 3.10. Prueba de Chow.

El resultado que se obtiene, permite observar, cómo las conclusiones coinciden con los cálculos anteriores. Sin embargo, el valor del estadístico experimental

calculado por este procedimiento y a través de una aplicación manual del contraste, no coinciden exactamente, en los valores debido a una matriz de decimales ya que las magnitudes con que se trabaja (el computador) son muy altas.

1. Contraste de ruptura parcial.

Una vez detectada la ausencia de estabilidad en el modelo, se procede al análisis de ruptura. En primer lugar se contrasta la estabilidad de la pendiente de regresión suponiendo que los niveles son distintos. Es decir; el parámetro α del modelo inicial se le permite que tome valores distintos en cada uno de los sub períodos. En este caso, los modelos, restringido y sin restringir se especifican con las siguientes estructuras:

- Modelo restringido o de estabilidad de los coeficientes angulares:

$$EX1t = \alpha 1 \pm \beta PIB1t \pm U1t \quad t = 1994,\ldots, 2002.$$

$$EX2t = \alpha 2 \pm \beta PIB2t \pm U2t \quad t = 2003,\ldots, 2009.$$

- Modelo sin restricciones o modelo de ruptura total:

$$EX1t = \alpha 1 \pm \beta 1PIB1t \pm U1t \quad t = 1994,\ldots, 2002.$$

$$EX2t = \alpha 2 \pm \beta 2PIB2t \pm U2t \quad t = 2003,\ldots, 2009.$$

Tal y como se muestra en la formulación de estos modelos, se va a considerar un modelo restringido con la misma pendiente y distintas ordenadas en el origen. Antes, hay que definir unas variables que recojan dicho efecto. Por lo que se generan dos variables ficticias, la variable; F1 como una columna de unos para las primeras nueve observaciones y el resto ceros. La variable F2 con ceros para las nueve primeras observaciones y unos para las últimas. Las instrucciones a seguir son: Hacer clic derecho en ***Sample***, de la ventana de Workfile:

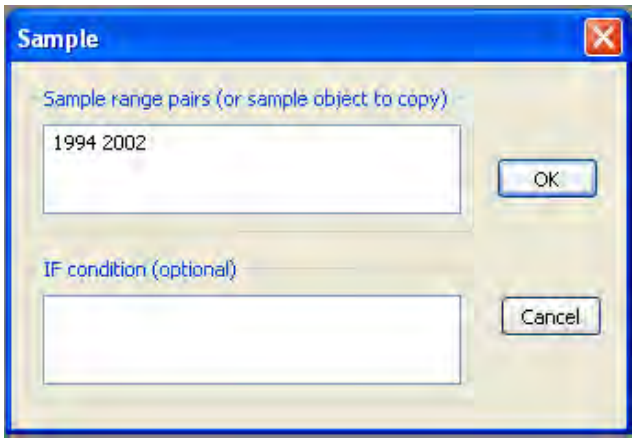


Figura 3.11. Muestra.

Y escribir en la ventana de diálogos la fecha de la serie del modelo que vamos a estimar, en este caso 1994 a 2002. Damos OK y, notamos que en nuestro workfile se ha modificado la fecha:

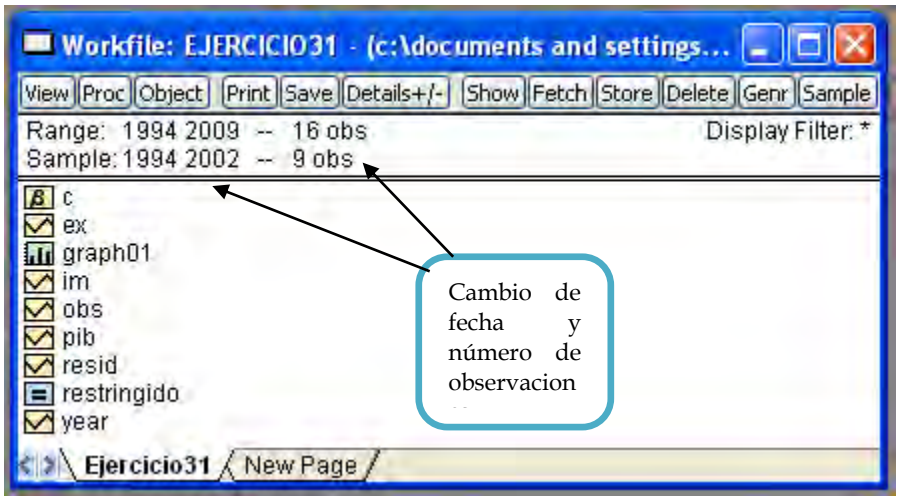


Figura 3.12. Cambio de fecha.

Ahora procedemos a generar las variables ficticias como lo planteamos más arriba, las instrucciones para 1994 a 2002 son:

```
genr f1=1
genr f2=0
```

El próximo paso consiste en modificar nuevamente la fecha, pero esta vez sería de 2003 a 2009. Por lo que procedemos de la misma manera que lo hicimos antes:

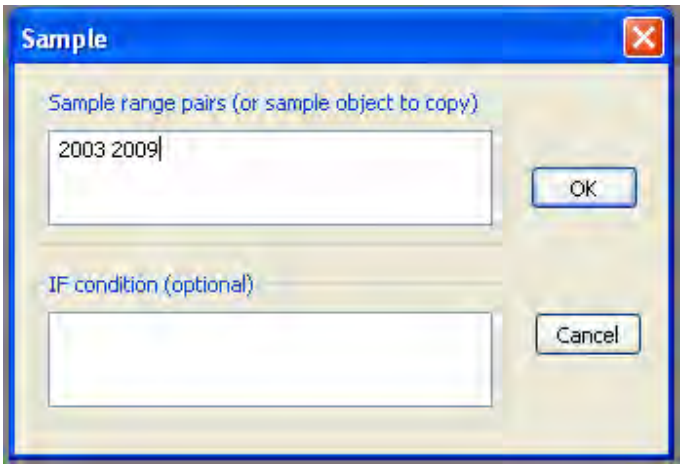


Figura 3.13. Muestra.

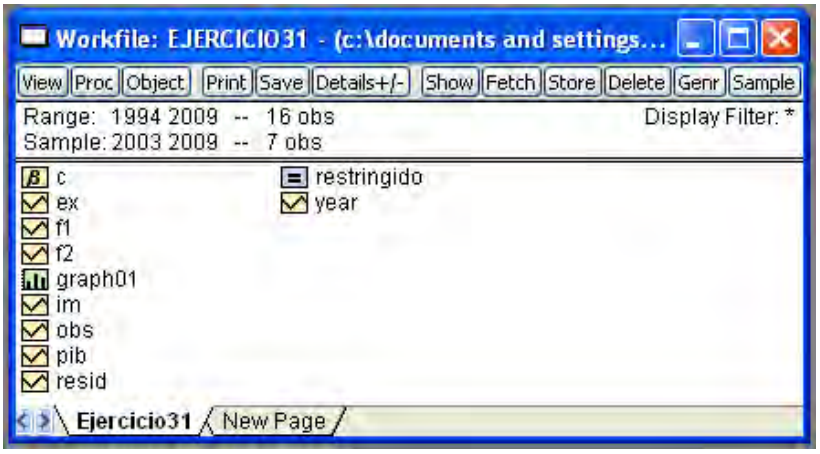


Figura 3.14. Cambio de fecha.

La instrucción es:

```
genr f1=0
genr f2=1
```

Observamos que en nuestro workfile, están creados dichos objetos. Sin embargo, tenemos que dejar las cosas a como estaban antes, en este caso, el punto consiste en ordenar de nuevo la serie de los años en nuestro workfile, por lo que procedemos de la misma manera:

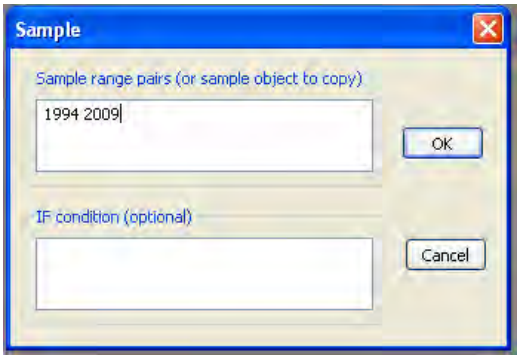


Figura 3.15. Establecer datos a estado original.

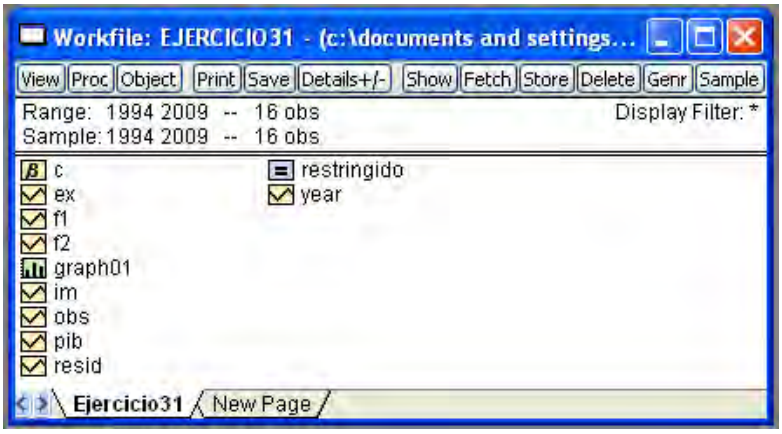


Figura 3.16. Cambio de observaciones.

Notamos que, nuevamente, el rango y la muestra, vuelven al mismo estado de antes. Por lo que ahora, en nuestro workfile, para verificar, los objetos creados, sombreamos ambas variables, hacemos clic derecho y, abrimos los vectores para verificar su contenido:

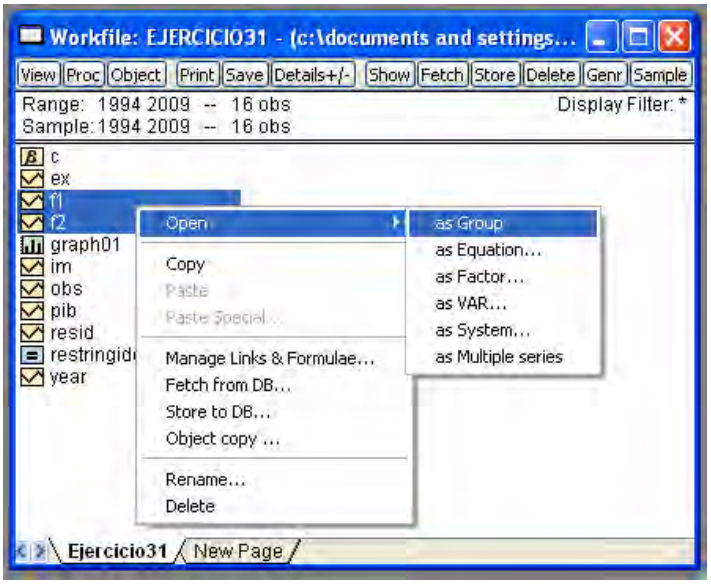
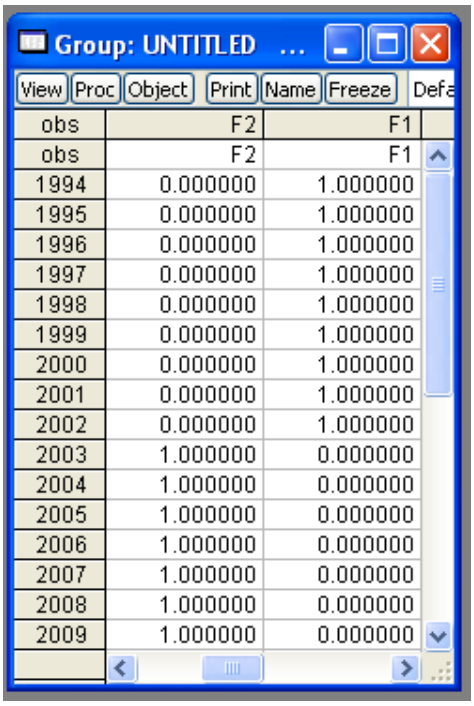


Figura 3.17. Abrir como un grupo.



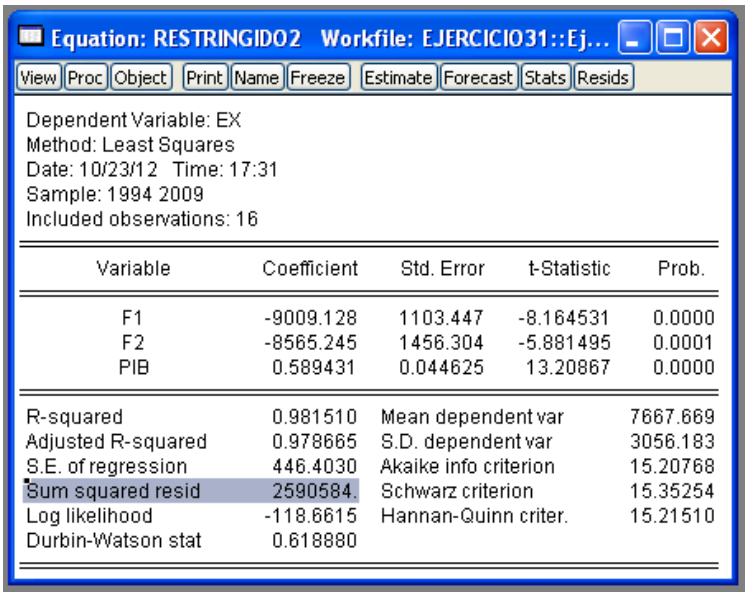
obs	F2	F1
obs	F2	F1
1994	0.000000	1.000000
1995	0.000000	1.000000
1996	0.000000	1.000000
1997	0.000000	1.000000
1998	0.000000	1.000000
1999	0.000000	1.000000
2000	0.000000	1.000000
2001	0.000000	1.000000
2002	0.000000	1.000000
2003	1.000000	0.000000
2004	1.000000	0.000000
2005	1.000000	0.000000
2006	1.000000	0.000000
2007	1.000000	0.000000
2008	1.000000	0.000000
2009	1.000000	0.000000

Figura 3.18. Grupo abierto.

Una vez, verificado esto, procedemos al nuevo modelo restringido. Recordemos que el modelo restringido es el que considera distintas ordenadas en el origen para cada uno de los sub períodos y la misma pendiente. Por lo que el modelo a estimar, deberá especificarse teniendo en cuenta esta característica.

La instrucción para estimar el nuevo modelo es:

equation restringido2.ls ex f1 f2 pib



Equation: RESTRINGIDO2 Workfile: EJERCICIO31::Ej...

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

Dependent Variable: EX
Method: Least Squares
Date: 10/23/12 Time: 17:31
Sample: 1994 2009
Included observations: 16

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
F1	-9009.128	1103.447	-8.164531	0.0000
F2	-8565.245	1456.304	-5.881495	0.0001
PIB	0.589431	0.044625	13.20867	0.0000

R-squared	0.981510	Mean dependent var	7667.669
Adjusted R-squared	0.978665	S.D. dependent var	3056.183
S.E. of regression	446.4030	Akaike info criterion	15.20768
Sum squared resid	2590584.	Schwarz criterion	15.35254
Log likelihood	-118.6615	Hannan-Quinn criter.	15.21510
Durbin-Watson stat	0.618880		

Figura 3.19. Salida de modelo de regresión.

En este modelo no se incluye el término constante puesto que sería una combinación lineal de las variables ficticias F1 y F2, lo que daría lugar a la imposibilidad de estimación mínimo cuadrática debido al problema conocido en la literatura econométrica, como trampa de la variable ficticia. La estimación de este modelo quedaría:

EX = -9009.12815069*F1 - 8565.24511027*F2 + 0.589430513576*PIB

Con lo que la estimación para el período 1994-2002 sería:

EX = -9009.12815069*F1 + 0.589430513576*PIB

Y para el período 2003-2009 sería:

EX = - 8565.24511027*F2 + 0.589430513576*PIB

a) Contraste de cambio estructural:

$$Ho: \beta 1 = \beta 2$$
$$H1: \beta 1 \neq \beta 2$$

Para ello, desde la última salida de regresión (restringido2), nos vamos a

View/Coefficient Test/Wald Coefficient Restriction

Y planteamos la restricción:

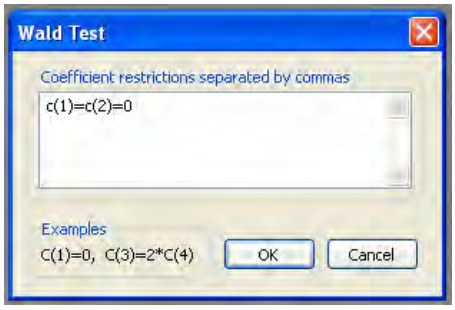
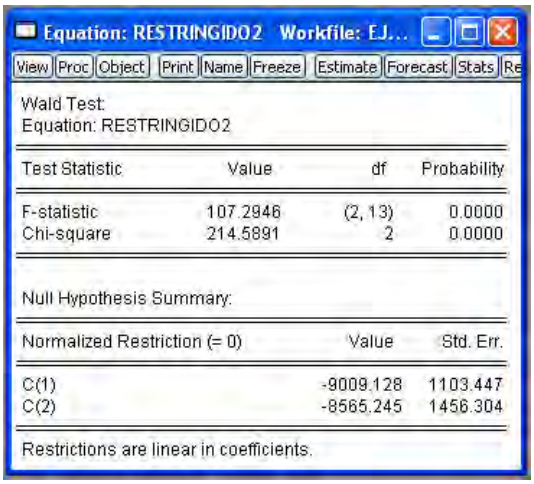


Figura 3.20. Wald.



Equation: RESTRINGIDO2 Workfile: EJ...

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

Wald Test:
Equation: RESTRINGIDO2

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	107.2946	(2, 13)	0.0000
Chi-square	214.5891	2	0.0000

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	-9009.128	1103.447
C(2)	-8565.245	1456.304

Restrictions are linear in coefficients.

Figura 3.21. Prueba de Wald.

Por el resultado obtenido, se rechaza la hipótesis nula. Por lo que las pendientes de regresión de los dos sub períodos difieren significativamente, cuando las ordenadas en el origen son distintas.

2. Verificación de cambio estructural en la ordenada en el origen.

Una vez contrastada la falta de estabilidad en las pendientes de regresión, se debe verificar el supuesto en el que se ha basado dicho contraste, es decir, verificar la homogeneidad de la ordenada en el origen suponiendo que las pendientes de regresión son distintas. Se contempla entonces la posibilidad de que le parámetro α tome valores distintos en cada uno de los sub períodos suponiendo que β es también distinto.

a) Estimación de modelos.

El modelo restringido será aquél que considera idéntica ordenada en el origen pero distinto coeficiente angular y, el no restringido, el que considera ruptura total del modelo.

- Modelo restringido. Modelo de ruptura parcial con estabilidad de ordenadas:

$$EX1t = \alpha \pm \beta 1PIB1t \pm U1t \quad t = 1994,\ldots, 2002.$$

$$EX2t = \alpha \pm \beta 2PIB2t \pm U2t \quad t = 2003,\ldots, 2009.$$

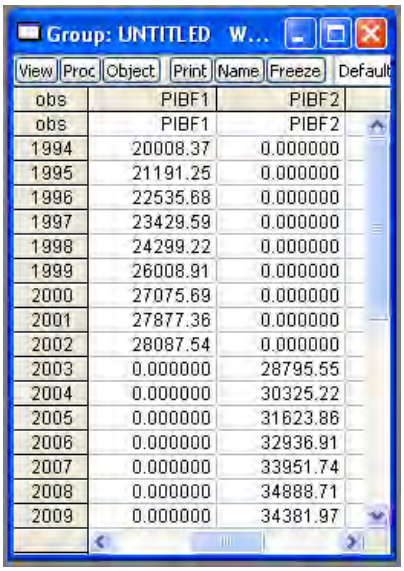
- Modelo sin restricciones. Modelo de ruptura total:

$$EX1t = \alpha 1 \pm \beta 1PIB1t \pm U1t \quad t = 1994,\ldots, 2002.$$

$$EX2t = \alpha 2 \pm \beta 2PIB2t \pm U2t \quad t = 2003,\ldots, 2009.$$

La estimación del modelo restringido necesita la generación de regresores ficticios, para ello las instrucciones a seguir son:

```
genr pibf1=pib*f1
genr pibf2=pib*f2
```



Group: UNTITLED W...

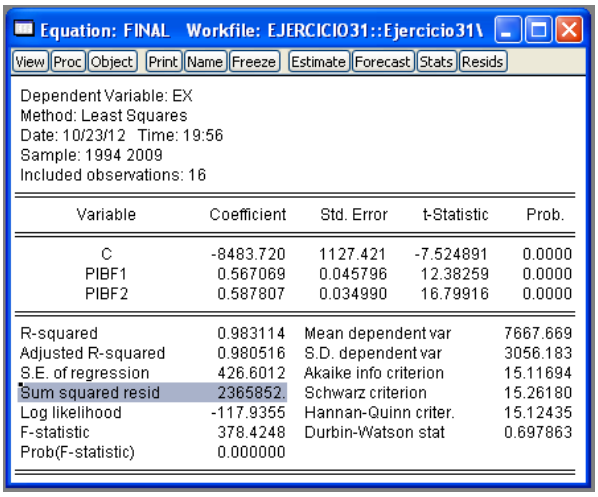
View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Default

obs	PIBF1	PIBF2
obs	PIBF1	PIBF2
1994	20008.37	0.000000
1995	21191.25	0.000000
1996	22535.68	0.000000
1997	23429.59	0.000000
1998	24299.22	0.000000
1999	26008.91	0.000000
2000	27075.69	0.000000
2001	27877.36	0.000000
2002	28087.54	0.000000
2003	0.000000	28795.55
2004	0.000000	30325.22
2005	0.000000	31623.86
2006	0.000000	32936.91
2007	0.000000	33951.74
2008	0.000000	34888.71
2009	0.000000	34381.97

Figura 3.22. Observaciones.

Y estimamos el modelo:

```
equation final.ls ex c pibf1 pibf2
```



Equation: FINAL Workfile: EJERCICIO31::Ejercicio31\

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

Dependent Variable: EX
Method: Least Squares
Date: 10/23/12 Time: 19:56
Sample: 1994 2009
Included observations: 16

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-8483.720	1127.421	-7.524891	0.0000
PIBF1	0.567069	0.045796	12.38259	0.0000
PIBF2	0.587807	0.034990	16.79916	0.0000

R-squared	0.983114	Mean dependent var	7667.669
Adjusted R-squared	0.980516	S.D. dependent var	3056.183
S.E. of regression	426.6012	Akaike info criterion	15.11694
Sum squared resid	2365852.	Schwarz criterion	15.26180
Log likelihood	-117.9355	Hannan-Quinn criter.	15.12435
F-statistic	378.4248	Durbin-Watson stat	0.697863
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 3.23. Salida de regresión del modelo.

b) Contraste de cambio estructural

Ho: α1 = α2
H0: α1 ≠ α2

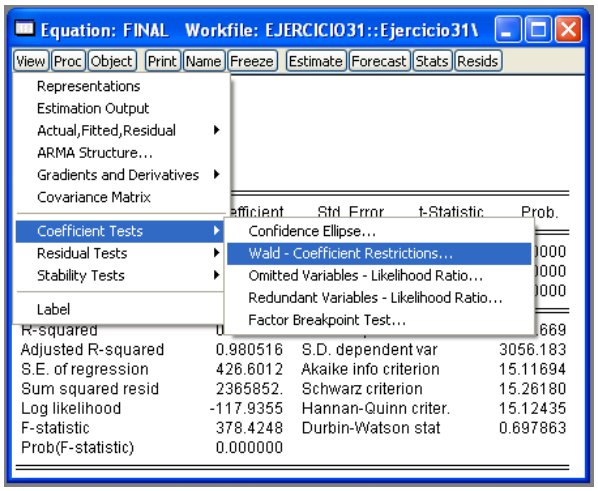


Figura 3.24. Pasos para la prueba de Wald.

Figura 3.25. Wald.

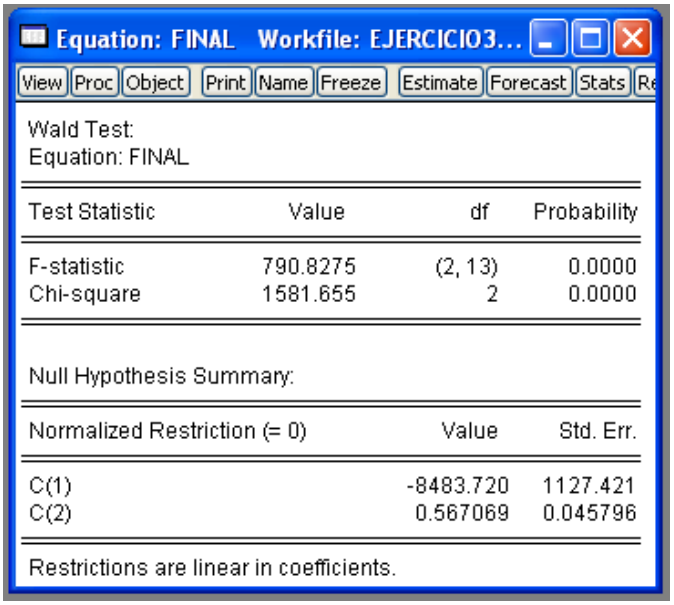


Figura 3.26. Prueba de Wald.

Se rechaza, por tanto, la hipótesis nula, con lo que se considera que la mejor estructura para explicar las exportaciones es aquella que considera distintos

niveles y distintos coeficientes angulares. Es decir, existe cambio estructural total para el modelo de exportaciones, debiendo hacerse dos regresiones por separado para cada período, o alternativamente, una regresión para todo el período con la siguiente especificación:

$$EXt = \alpha 1F1t + \alpha 2F2t + \beta 1PIBF1t + \beta 2PIBF2t + et.$$

Verifique si los objetos creados son los mismos:

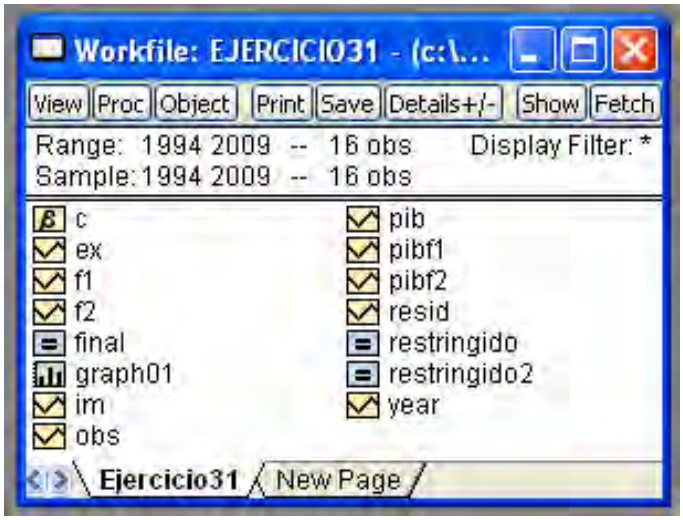


Figura 3.27. Objetos creados.

Programación:

```
equation restringido.ls ex c pib
= 130915.9+472297.1
=((2814552-602313)/2)/(602313/(16-4))
=@fdist(22.0374356854,2,12)
genr f1=1
genr f2=0
genr f1=0
genr f2=1
equation restringido2.ls ex f1 f2 pib
genr pibf1=pib*f1
genr pibf2=pib*f2
equation final.ls ex c pibf1 pibf2
```

Ejercicio propuesto.

Ejercicio 27.

Remítase nuevamente al ejercicio anterior y verifique que existe una variable con el nombre **(IM)**, esta variable es de IMPORTACIONES, para lo cual se pide; realizar la misma rutina que se hizo con el modelo de EXPORTACIONES, ahora hacerlo para las importaciones de Nicaragua.

3.2 Apéndice A

A manera de apéndice, presentamos en este apartado; la ayuda que trae disponible el programa Econometrics EViews. Para proceder a la primera ayuda basta con irnos a :

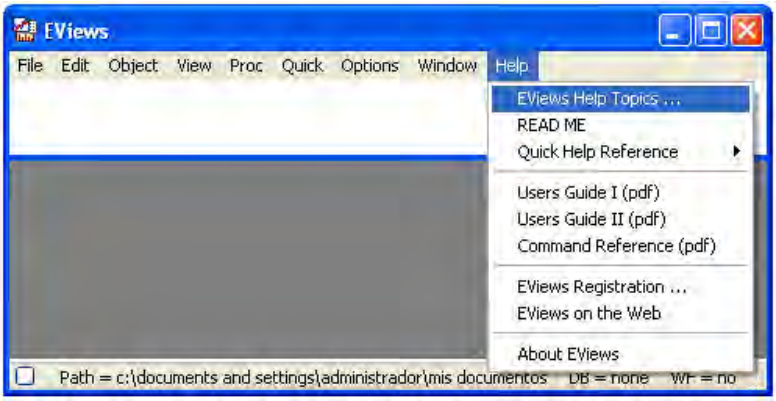


Figura 3.1A. Comando de ayuda.

Y automáticamente, el programa nos muestra una plataforma virtual en internet

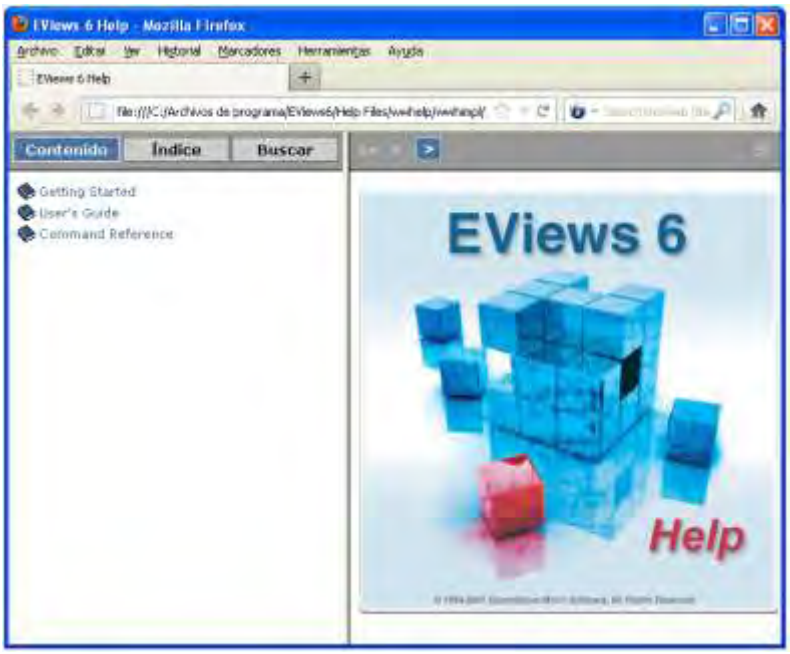


Figura 3.2A. Ventana de ayuda.

Al mostrarnos esta plataforma podemos consultar y pedir cualquier tipo de ayuda, pues dicha plataforma sirve como cualquier buscador de internet. Si por ejemplo; hacemos clic en **User´s Guide**, vamos a obtener la Guía de Usuarios de EViews.

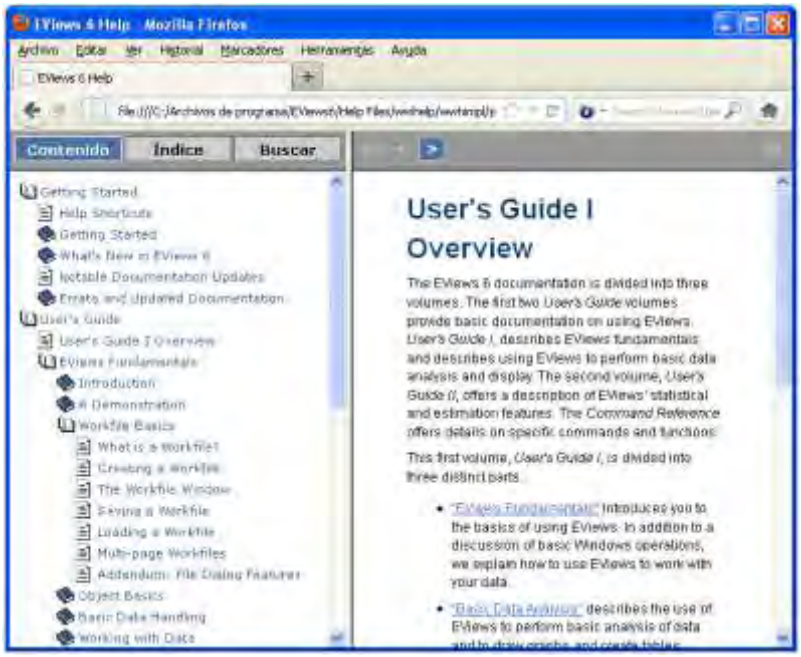


Figura 3.3A. Contenido de ayuda.

Como podemos observar, podemos leer y consultar cuestiones sobre el software. Si hacemos clic en la pestaña **Índice;**

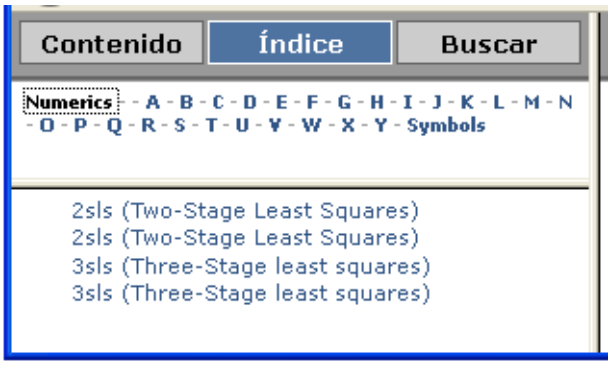


Figura 3.4A. Índice de ayuda.

En la parte izquierda de la ventana, se nos muestra un menú de opciones, donde podemos buscar sobre cualquier tema por orden alfabético. También; si hacemos clic en la pestaña buscar;

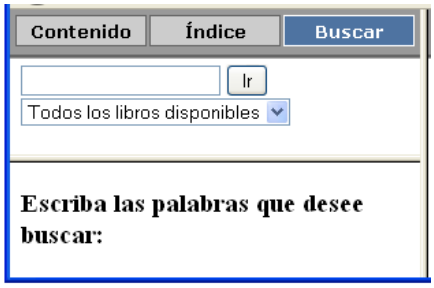


Figura 3.5A. Comando para buscar.

Se nos muestra una pequeña pestaña donde podemos especificar una palabra sobre el tipo de tema que deseemos saber. Claro, la palabra debe de ser escrita

en inglés, de lo contrario, no será reconocido. Si por ejemplo, quisiéramos buscar sobre modelos no lineales escribimos la palabra: **NLS;**

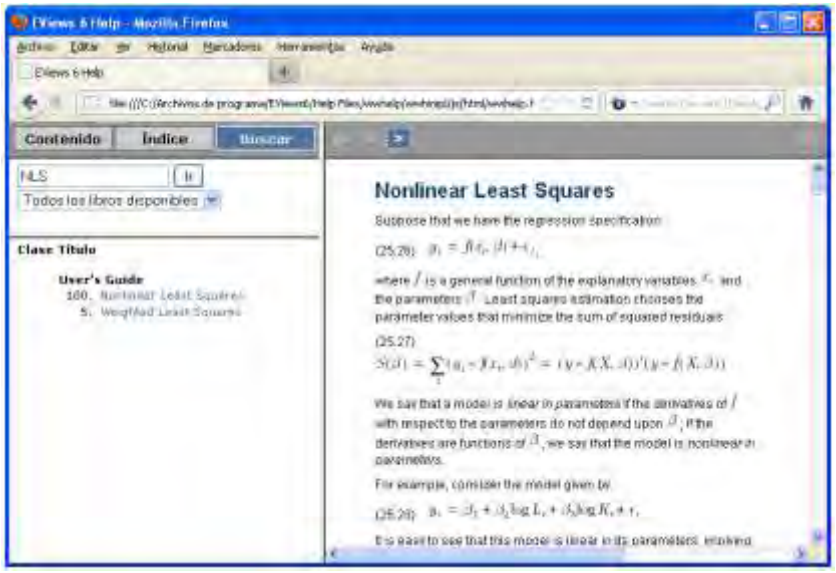


Figura 3.6A. Contenido de modelos no lineales.

Hacemos clic en la pestaña Ir, e inmediatamente, se nos despliega en la parte izquierda de menú, el tema buscado. Si seleccionamos la primera opción, obtenemos ayuda sobre los mínimos cuadrados no lineales. Con muchos ejemplos para aplicarlos en el software.

De esta misma manera podemos obtener una fuente de mucha ayuda en Eviews, de hecho queremos reiterar que; NO ES NECESARIO ESTAR CONCTADO A INTERNET PARA OBTENER ESTA PLATAFORMA DE AYUDA. Pues esta ayuda no necesita conexión a internet. No obstante, en caso de que el usuario tenga conexión a internet, podría ser interesante conectarse e interactuar con otros usuarios de EViews en todo el mundo.

Dejamos de tarea al nuevo usuario de este libro y, de EViews en general, hacer uso de esta poderosa ayuda que trae integrada este programa.

En esta última parte del este manual vamos a estimar un modelo de regresión no lineal (Cobb-Douglas-CES) y algunos otros referentes a la violación de los supuestos.

- Multicolinealidad (análisis y corrección de la Multicolinealidad).
- Heterocedasticidad (detección y corrección de la Heterocedasticidad).
- Autocorrelación (estudio y solución de la Autocorrelación).

3.3 Modelo no lineal Cobb-Douglas-CES

Ejercicio 28.
En este ejercicio realizaremos dos modelos no lineales. Dado que en EViews se pueden realizar este tipo de estimaciones. Primeramente haremos la famosa función de producción Cobb-Douglas y luego la famosa CES, normalmente realizadas en clases de econometría aplicada. Aunque a veces, la CES resulta un poco difícil de estimar. Acá la realizaremos.

Ocuparemos la tabla 8.8 del capitulo 8 del libro de Econometría de Gujarati. 5ta Edición. Gujarati acá, estima la función de producción para la economía mexicana. Nosotros la haremos, luego, haremos la CES.

Abramos primeramente EViews e importemos el fichero con el nombre "cobb-douglas ces". Y procedamos a:

1. Estimar la función de producción Cobb-Douglas.
2. Estimar la función CES.
3. Con el resultado de la CES, pruebe la hipótesis que; $\beta_2=1/\beta_4$, también, pruebe la hipótesis que; $\beta_2*\beta_4=1$.

Solución:

1. Cobb-Douglas.

Para estimar esta función, primero debemos de transformar los vectores de las variables a logaritmos naturales. Por lo que haremos uso del comando *"genr"*. Recordemos que la sintaxis de este comando es:

genr ser_name = *expression*

Por lo que nuestros comandos serían:

```
genr lk=log(k)
genr ll=log(l)
genr ly=log(y)
```

Una vez generados los logaritmos de las variables, realizamos la regresión:

```
equation cobb_douglas.ls ly c lk ll
show cobb_douglas
```

Dependent Variable: LY
Method: Least Squares
Date: 06/09/13 Time: 15:10
Sample: 1955 1974
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1.652419	0.606198	-2.725873	0.0144
LK	0.845997	0.093352	9.062488	0.0000
LL	0.339732	0.185692	1.829548	0.0849

R-squared	0.995080	Mean dependent var	12.22605
Adjusted R-squared	0.994501	S.D. dependent var	0.381497
S.E. of regression	0.028289	Akaike info criterion	-4.155221
Sum squared resid	0.013604	Schwarz criterion	-4.005861
Log likelihood	44.55221	Hannan-Quinn criter.	-4.126064
F-statistic	1719.231	Durbin-Watson stat	0.425667
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.1. Salida de regresión de función de producción Cobb-Douglas.

Verifique esta salida de regresión con la presentada en el libro de texto original. Si ya lo hizo, podrá notar que los resultados son los mismos. Sin embargo, nosotros haremos la CES, aunque esta no aparezca en el texto.

3.3.1 CES

Para ejecutar esta regresión el comando es:

```
equation ces.ls log(y) = c(1) + c(2)*log(c(3)*k^c(4)+(1-c(3))*l^c(4))
show ces
```

Dependent Variable: LOG(Y)
Method: Least Squares
Date: 06/09/13 Time: 15:48
Sample: 1955 1974
Included observations: 20
Convergence achieved after 1 iteration
LOG(Y) = C(1) + C(2)*LOG(C(3)*K^C(4)+(1-C(3))*L^C(4))

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-2.241334	0.922541	-2.429521	0.0273
C(2)	-0.257470	0.186413	-1.381182	0.1862
C(3)	1.000000	7.77E-07	1287700.	0.0000
C(4)	-4.456370	2.966910	-1.502024	0.1526

R-squared	0.997131	Mean dependent var	12.22605
Adjusted R-squared	0.996593	S.D. dependent var	0.381497
S.E. of regression	0.022266	Akaike info criterion	-4.594620
Sum squared resid	0.007933	Schwarz criterion	-4.395473
Log likelihood	49.94620	Hannan-Quinn criter.	-4.555744

F-statistic	1853.815	Durbin-Watson stat	1.263246
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.2. Regresión de función CES.

Prueba de hipótesis:

```
ces.wald c(2)=1/c(4)
```

Wald Test:
Equation: CES

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	0.755710	(1, 16)	0.3975
Chi-square	0.755710	1	0.3847

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(2) - 1/C(4)	-0.033072	0.038044

Delta method computed using analytic derivatives.

Tabla 3.3. Prueba de Wald de función CES.

```
ces.wald c(2)*c(4)=1
```

Wald Test:
Equation: CES

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	3.489345	(1, 16)	0.0802
Chi-square	3.489345	1	0.0618

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
-1 + C(2)*C(4)	0.147381	0.078899

Delta method computed using analytic derivatives.

Tabla 3.4. Prueba de variable redundante.

Verifique si los objetos creados son los mismos:

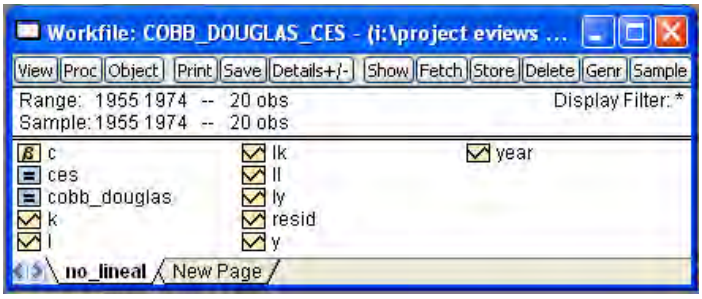


Figura 3.28. Objetos creados de función CES.

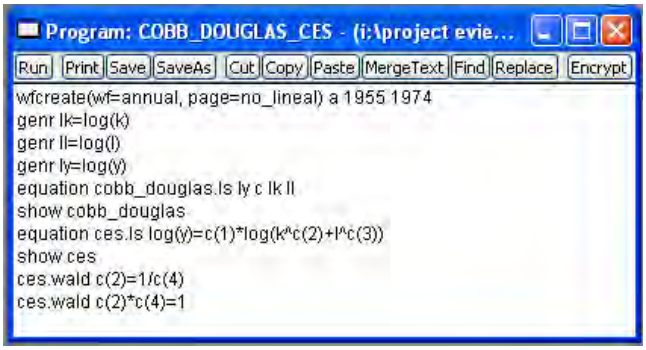


Figura 3.29. Programación creada.

Programación:

```
wfcreate(wf=annual, page=no_lineal) a 1955 1974
genr lk=log(k)
genr ll=log(l)
genr ly=log(y)
equation cobb_douglas.ls ly c lk ll
show cobb_douglas
equation ces.ls log(y) = c(1) + c(2)*log(c(3)*k^c(4)+(1-c(3))*l^c(4))
show ces
ces.wald c(2)=1/c(4)
ces.wald c(2)*c(4)=1
```

Ejercicios propuestos.

1. Interprete la función de producción Cobb-Douglas.
2. En la función de producción Cobb-Douglas, pruebe la hipótesis que, la sumatoria del capital y el trabajo es 1.

3.4 Multicolinealidad.

Ejercicio 29.
Para este ejercicio vamos a ocupar la tabla 7.10 del capítulo 7, nuevamente del libro de Econometría de Gujarati 5ta Edición. Para este ejercicio vamos a abrir el workfile con el nombre "multicolinealidad". Los pasos a resolver son:

1. Abra el workfile con el nombre "Multicolinealidad y estime por MCO el modelo lineal, donde el "pib" esté en función de las demás variables.

2. Detectar en el modelo estimado del apartado anterior la posible presencia de colinealidad.
3. En caso de haber detectado la colinealidad en el modelo, corrija este problema y estudie la influencia de la colinealidad en la varianza de los estimadores.

Solución:

1. Nuestro modelo planteado será: pib = pib m2 ipc tilp titm.

```
equation modelo1.ls pib c m2 ipc tilp titm
show modelo1
```

Dependent Variable: PIB
Method: Least Squares
Date: 06/12/13 Time: 14:26
Sample: 1980 1998
Included observations: 19

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-3121.543	958.2586	-3.257516	0.0057
M2	0.431464	0.362600	1.189918	0.2539
IPC	61.76722	9.416048	6.559781	0.0000
TILP	-350.8109	253.5606	-1.383539	0.1882
TITM	12.85801	51.39180	0.250196	0.8061

R-squared	0.992823	Mean dependent var	5512.568
Adjusted R-squared	0.990772	S.D. dependent var	1824.140
S.E. of regression	175.2281	Akaike info criterion	13.39099
Sum squared resid	429868.3	Schwarz criterion	13.63952
Log likelihood	-122.2144	Hannan-Quinn criter.	13.43305
F-statistic	484.1646	Durbin-Watson stat	0.815734
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.5. Regresión del modelo multicolineal.

3.4.1 Detección de colinealidad

En primer lugar puede observarse que se trata de un modelo globalmente bien estimado. El estadístico F nos indica que las variables conjuntamente son significativas. Por otra parte, el coeficiente de determinación R-cuadrado, es elevado (0.992823), y al analizar la significancia individual de las variables explicativas se puede comprobar que las variables **m2, tilp** y **titm** no son significativas en la explicación del modelo. Cuando estas dos características se presentan en un modelo, como ocurre en nuestro caso, se puede sospechar de la presencia de colinealidad en el modelo. Procedemos ahora a realizar un análisis de la matriz de correlación de los regresores.

```
grupo.cor
```

	IPC	M2	TILP	TITM
IPC	1.000000	0.980354	0.389497	-0.824113
M2	0.980354	1.000000	0.352737	-0.844440
TILP	0.389497	0.352737	1.000000	-0.709256
TITM	-0.824113	-0.844440	-0.709256	1.000000

Tabla 3.6. Matriz de correlación.

A partir de la matriz de correlaciones de los regresores se puede profundizar en el proceso de detección de multicolinealidad. Por lo que podemos detectar en esta matriz, las variables **ipc** y **m2** son las que presentan colinealidad (0.980354).

3.4.2 Factor de Inflación de la varianza VIF.

Para desarrollar esta metodología se requiere, previamente, realizar regresiones auxiliares, en concreto se considera cada uno de los regresores como función de los demás. De cada una de estas regresiones se necesita el valor de R-cuadrado y, a partir de estos valores pueden calcularse los aumentos de las varianzas causadas por la multicolinealidad midiendo en factor de inflación de la varianza, mediante la siguiente expresión:

$$\frac{1}{1-R^2}$$

Estimación de las regresiones:

equation modelo2.ls m2 c ipc tilp titm

Dependent Variable: M2
Method: Least Squares
Date: 06/12/13 Time: 14:39
Sample: 1980 1998
Included observations: 19

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1238.481	602.7860	2.054594	0.0578
IPC	24.29682	2.366569	10.26669	0.0000
TILP	-446.9868	138.8530	-3.219138	0.0057
TITM	-95.90169	26.94522	-3.559135	0.0029

R-squared	**0.979449**	Mean dependent var	2996.389
Adjusted R-squared	0.975339	S.D. dependent var	794.5525
S.E. of regression	124.7758	Akaike info criterion	12.67558
Sum squared resid	233535.1	Schwarz criterion	12.87441
Log likelihood	-116.4180	Hannan-Quinn criter.	12.70923
F-statistic	238.2963	Durbin-Watson stat	0.984864
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.7. Salida de regresión corregida.

equation modelo3.ls ipc c m2 tilp titm

Dependent Variable: IPC
Method: Least Squares
Date: 06/12/13 Time: 14:40
Sample: 1980 1998
Included observations: 19

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-15.75734	25.95967	-0.606993	0.5529
M2	0.036030	0.003509	10.26669	0.0000
TILP	12.53530	6.153663	2.037047	0.0597
TITM	2.258489	1.282909	1.760443	0.0987

R-squared	**0.969563**	Mean dependent var	125.2158
Adjusted R-squared	0.963476	S.D. dependent var	25.14205
S.E. of regression	4.804956	Akaike info criterion	6.161837
Sum squared resid	346.3140	Schwarz criterion	6.360666
Log likelihood	-54.53745	Hannan-Quinn criter.	6.195486
F-statistic	159.2758	Durbin-Watson stat	0.607063
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.8. Salida de regresión corregida.

equation modelo4.ls tilp c m2 ipc titm

Dependent Variable: TILP
Method: Least Squares
Date: 06/12/13 Time: 14:41
Sample: 1980 1998
Included observations: 19

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.158455	0.535823	5.894589	0.0000
M2	-0.000914	0.000284	-3.219138	0.0057
IPC	0.017287	0.008486	2.037047	0.0597
TITM	-0.173077	0.027232	-6.355660	0.0000

R-squared	**0.776192**	Mean dependent var	1.375963
Adjusted R-squared	0.731431	S.D. dependent var	0.344309
S.E. of regression	0.178433	Akaike info criterion	-0.424538
Sum squared resid	0.477577	Schwarz criterion	-0.225709
Log likelihood	8.033112	Hannan-Quinn criter.	-0.390888
F-statistic	17.34059	Durbin-Watson stat	1.540591
Prob(F-statistic)	0.000039		

Tabla 3.9. Salida de regresión corregida.

equation modelo5.ls titm c m2 ipc tilp

Dependent Variable: TITM
Method: Least Squares
Date: 06/12/13 Time: 14:42
Sample: 1980 1998
Included observations: 19

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	17.58893	1.598079	11.00630	0.0000
M2	-0.004774	0.001341	-3.559135	0.0029
IPC	0.075817	0.043067	1.760443	0.0987
TILP	-4.213234	0.662911	-6.355660	0.0000

R-squared	**0.922403**	Mean dependent var	6.980053
Adjusted R-squared	0.906884	S.D. dependent var	2.885037
S.E. of regression	0.880368	Akaike info criterion	2.767710
Sum squared resid	11.62571	Schwarz criterion	2.966539
Log likelihood	-22.29325	Hannan-Quinn criter.	2.801360
F-statistic	59.43557	Durbin-Watson stat	1.773500
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.10. Salida de regresión corregida.

De las regresiones estimadas, tomamos los valores de R-cuadrado y procedemos a estimar el VIF. En el área de comando escribimos:

=1/(1-0.979449)= **48.659432631**
=1/(1-0.969563)= **32.854749154**
=1/(1-0.776192)= **4.4681155275**
=1/(1-0.922403)= **12.887096150**

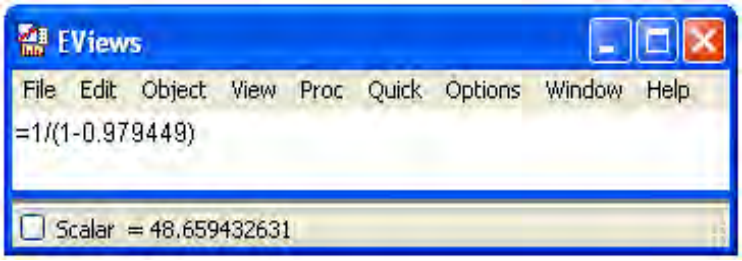


Figura 3.30

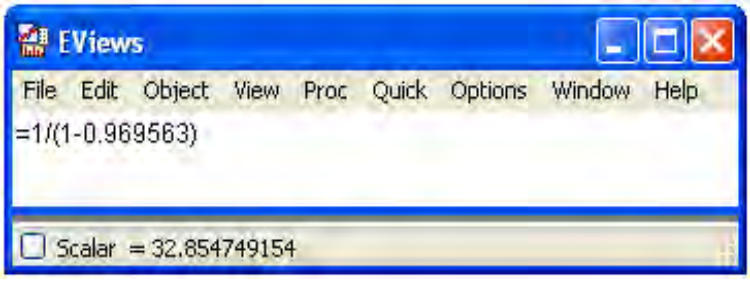


Figura 3.31

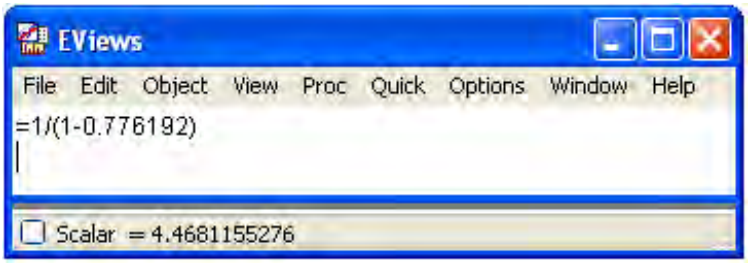


Figura 3.32

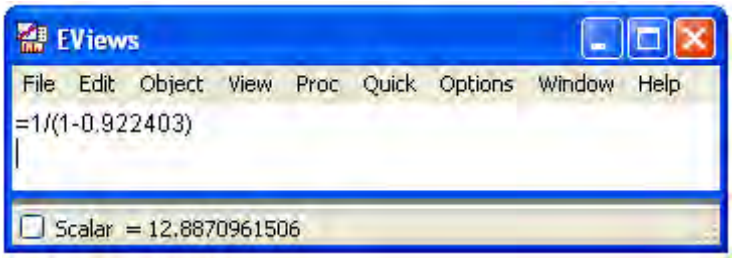


Figura 3.33

Los factores multiplicativos alcanzan valores elevados en los cuatro casos, por lo que puede considerarse que la varianza de los coeficientes del modelo original se encuentra muy inflada, por lo que se toman como no significativos regresores que sí podrían serlo.

3.4.3 Corrección de la multicolinealidad

Aceptada la presencia de colinealidad en el modelo, se plantea ahora su corrección. Para ellos se procede a estimar nuevamente el modelo especificado inicialmente corrigiendo el problema que se ha detectado mediante la división de todas las variables entre la variable que presenta mayor problema de correlación. En la matriz de correlaciones, observamos que la variable que más altamente esta correlacionada es el "ipc" Esta variable dividirá el resto y luego se correrá la regresión. Primeramente, vamos a generar las variables y, vamos a añadir la letra "d" al final de la nueva variable creada para identificarla como dividida.

```
genr pibd=pib/ipc
genr m2d=m2/ipc
genr tilpd=tilp/ipc
genr titmd=titm/ipc

equation modelo6.ls pibd c m2d tilpd titmd
show modelo6
```

Dependent Variable: PIBD
Method: Least Squares
Date: 06/12/13 Time: 15:06
Sample: 1980 1998
Included observations: 19

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	69.19113	12.97103	5.334282	0.0001
M2D	-0.232950	0.440091	-0.529324	0.6043
TILPD	-1085.928	203.5650	-5.334551	0.0001
TITMD	-138.7943	23.65989	-5.866225	0.0000

R-squared	0.921917	Mean dependent var	42.90760
Adjusted R-squared	0.906300	S.D. dependent var	6.020467
S.E. of regression	1.842893	Akaike info criterion	4.245214
Sum squared resid	50.94383	Schwarz criterion	4.444044
Log likelihood	-36.32954	Hannan-Quinn criter.	4.278864
F-statistic	59.03410	Durbin-Watson stat	1.292748
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.11. Salida de regresión del modelo con variables divididas.

Dado que la variable **m2d** presenta problemas de significancia y por ende de colinealidad, vamos a correr una nueva regresión donde vamos a eliminar esta variable que es la que está causando problemas, por lo que estimamos nuevamente el modelo:

```
equation modelo7.ls pibd c tilpd titmd
show modelo7
```

Dependent Variable: PIBD
Method: Least Squares
Date: 06/12/13 Time: 15:07
Sample: 1980 1998
Included observations: 19

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	62.41443	2.036422	30.64906	0.0000
TILPD	-1033.181	173.4684	-5.956020	0.0000
TITMD	-127.7847	11.02095	-11.59472	0.0000

R-squared	0.920458	Mean dependent var	42.90760
Adjusted R-squared	0.910515	S.D. dependent var	6.020467
S.E. of regression	1.800962	Akaike info criterion	4.158458
Sum squared resid	51.89541	Schwarz criterion	4.307580
Log likelihood	-36.50535	Hannan-Quinn criter.	4.183695
F-statistic	92.57591	Durbin-Watson stat	1.162950
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.12. Salida de regresión corregida.

En esta estimación puede apreciarse que el coeficiente R-cuadrado sigue alcanzando un nivel elevado, aunque distinto que, el del modelo inicial, los regresores son conjuntamente significativos e individualmente también. Puede considerarse que este modelo transformado es adecuado para explicar la demanda monetaria.

Corregida la presencia de colinealidad en el modelo puede ahora comprobarse la diferencia que existe entre la estimación de la varianza de los estimadores obtenidos en el modelo original con la correspondiente al modelo definitivo ya corregido. Para ello se procede al cálculo de la estimación de la matriz de covarianzas en el modelo inicial y final. Abrimos ambas salidas de regresión y, desde esta ventana hacemos clic en: *View/Covariance Matrix*

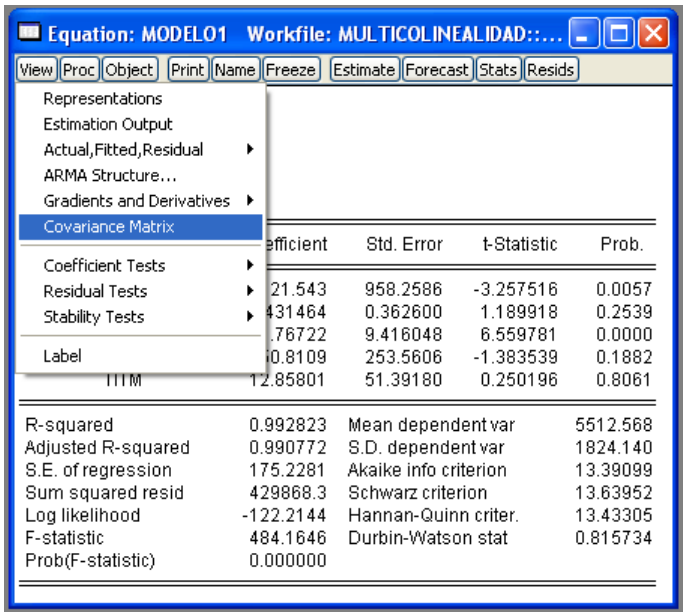


Figura 3.34. Matriz de covarianza.

	C	M2	IPC	TILP	TITM
C	918259.6	-162.8337	1397.077	-203066.4	-46454.44
M2	-162.8337	0.131479	-3.194512	58.76921	12.60902
IPC	1397.077	-3.194512	88.66196	-1111.404	-200.2421
TILP	-203066.4	58.76921	-1111.404	64292.97	11127.65
TITM	-46454.44	12.60902	-200.2421	11127.65	2641.117

Tabla 3.13. Matriz de covarianza.

	C	TILPD	TITMD
C	4.147016	-325.0316	-5.468199
TILPD	-325.0316	30091.28	-186.5498
TITMD	-5.468199	-186.5498	121.4612

Tabla 3.14. Matriz de covarianza.

Puede observarse, tal como era de esperar, una fuerte disminución en la estimación de las varianzas de los coeficientes.

Guarde todos los objetos creados y, verifique si tiene los mismos:

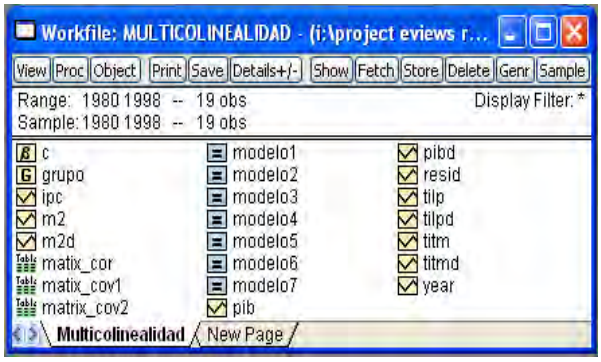


Figura 3.35. Objetos creados.

En la hoja "PROGRAM", también se pueden hacer comentarios anteponiendo el símbolo "apóstrofe" seguido de cualquier comentario. Los comentarios se deben de mostrar en color verde. En este ejercicio lo hemos hecho:

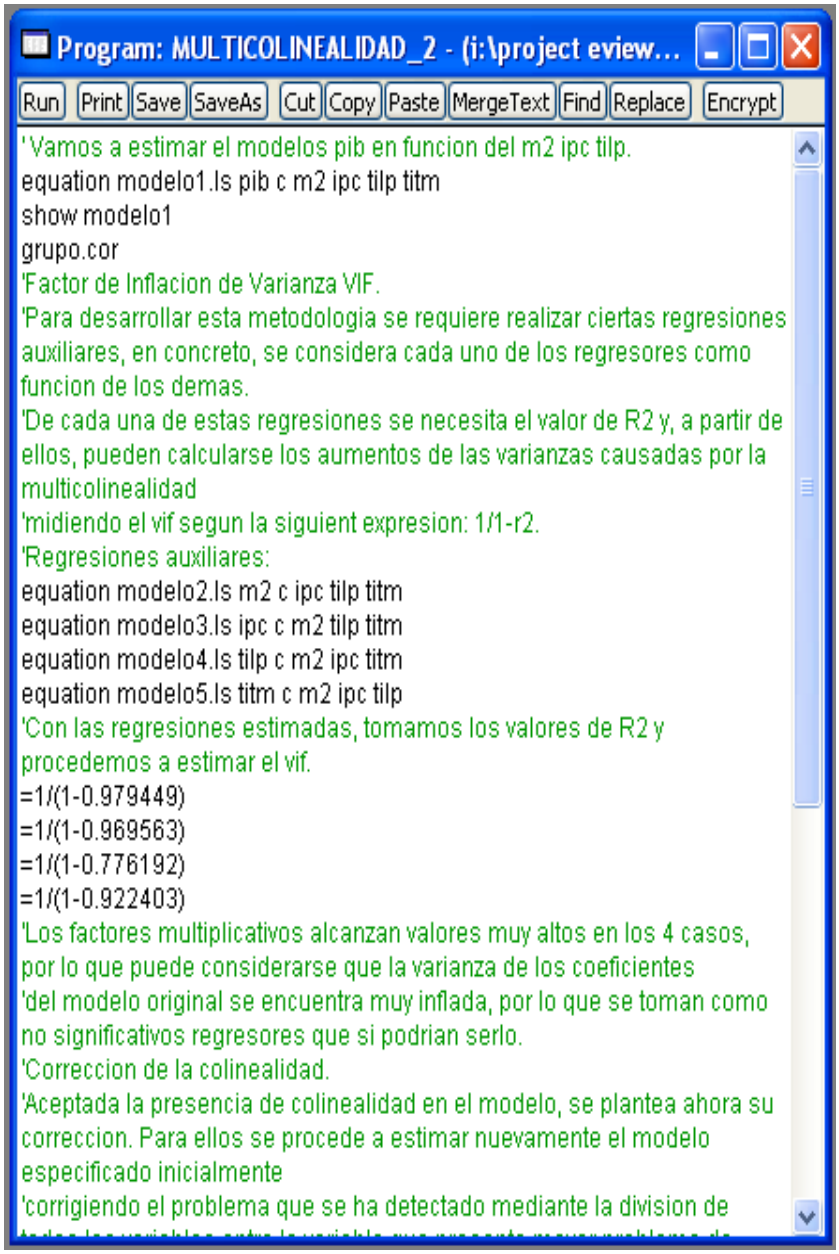


Figura 3.36. Programación creada.

Programación:

```
equation modelo1.ls pib c m2 ipc tilp titm
show modelo1
grupo.cor
equation modelo2.ls m2 c ipc tilp titm
equation modelo3.ls ipc c m2 tilp titm
equation modelo4.ls tilp c m2 ipc titm
equation modelo5.ls titm c m2 ipc tilp
=1/(1-0.979449)
=1/(1-0.969563)
=1/(1-0.776192)
=1/(1-0.922403)
genr pibd=pib/ipc
genr m2d=m2/ipc
genr tilpd=tilp/ipc
genr titmd=titm/ipc
equation modelo6.ls pibd c m2d tilpd titmd
show modelo6
equation modelo7.ls pibd c tilpd titmd
show modelo7
```

3.4.4 Ejercicios propuestos:

1. Calcule la medida de Theil (1971) para la detección de colinealidad.

3.5 Heteroscedasticidad

Ejercicio 30.
Para este ejercicio ocuparemos la tabla 11.9 del capítulo 11 parte dos del libro de Gujarati, 5ta Ed. Abrimos el workfile con el nombre "heteroscedasticidad". Los datos provienen de una muestra de corte transversal para 20 países. Existe la posibilidad de que haya heteroscedasticidad en la varianza de las perturbaciones de la variable X o alguna transformación de esta.

Verificaremos la existencia de heteroscedasticidad utilizando los siguientes métodos:

1. Métodos gráficos.
2. Contraste Breusch-Pagan-Godfrey.
3. Contraste de White.
4. Contraste de Glejser.
5. Contraste de Harvey.

Encuentre la forma de la heteroscedasticidad, si es que existe en caso afirmativo corregirla utilizando la estimación por Mínimos Cuadrados Ponderados.

Solución:

1. Recuperemos el fichero que contiene los datos de este ejercicio.

En el análisis de la heteroscedasticidad es necesario estimar el modelo por MCO y obtener una serie de residuos mínimos cuadráticos que se utilizarán para la realización de algunos contrastes de heteroscedasticidad. Por lo que estimamos el modelo de Y en función de X:

```
equation modelo1.ls y c x
show modelo1
```

Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 06/13/13 Time: 21:52
Sample: 1 20
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.599783	1.131343	4.065772	0.0007
X	0.742534	0.154666	4.800884	0.0001

R-squared	0.561494	Mean dependent var	8.531500
Adjusted R-squared	0.537133	S.D. dependent var	5.130779
S.E. of regression	3.490692	Akaike info criterion	5.432717
Sum squared resid	219.3288	Schwarz criterion	5.532290
Log likelihood	-52.32717	Hannan-Quinn criter.	5.452154
F-statistic	23.04849	Durbin-Watson stat	2.589522
Prob(F-statistic)	0.000143		

Tabla 3.15. Salida de regresión heterocedástica.

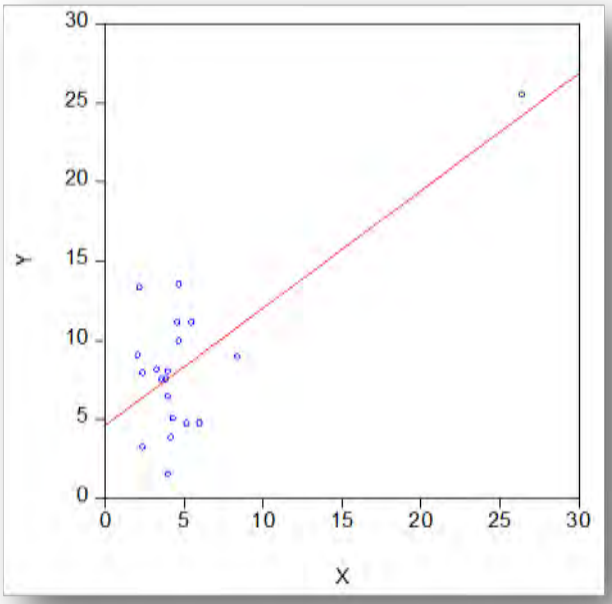
Análisis de la heteroscedasticidad.

a) Método gráfico.

De la regresión original se ha obtenido la serie de residuos que es necesario renombrar. Se utilizará además de ésta, la variable X, así como distintas variantes más: sus cuadrados y el valor absoluto de los residuos. Para esto generamos las siguientes variables:

```
genr residuos = resid
genr residuos_q2=residuos^2
genr absr=abs(residuos)
genr xq2=x^2
```

En primer lugar, se realiza la representación gráfica de Y frente a X



Gáfrico 3.1. Diagrama de dispersión.

Este gráfico lo hemos guardado con el nombre *"scater_diagram2"*.

En segundo lugar se puede analizar de forma gráfica la relación existente entre los residuos y la variable explicativa, a valores elevados de la variable X le corresponden valores también elevados de los residuos. Las instrucciones son:

Quick/Graph/residuos x/Scatter Diagram
Quick/Graph/residuos_q2 x/Scatter Diagram

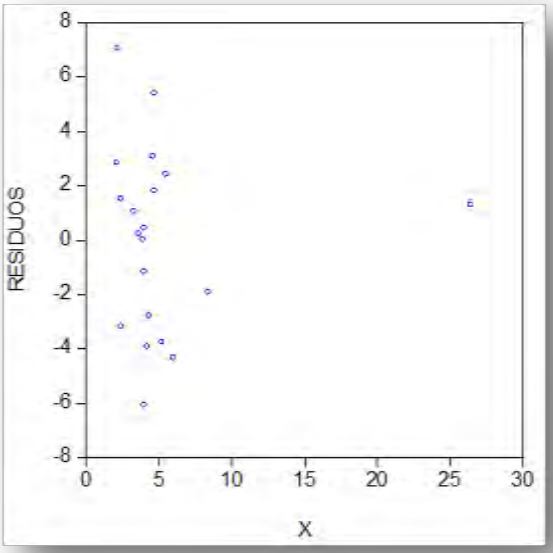


Gráfico 3.2. Residuos.

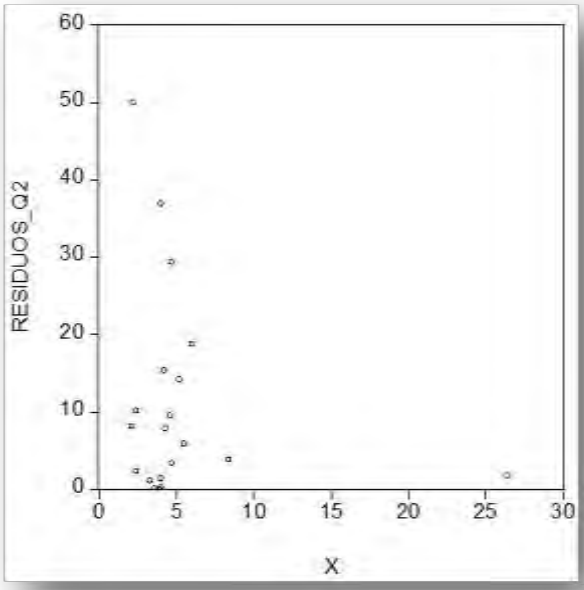


Gráfico 3.3. Residuos al cuadrado.

Hemos guardado los gráficos con los nombres *"scatter2 yscatter3"*.

3.5.1 Contraste BPG.

Nota: congele las salidas de estos contrastes y póngale el nombre que desee. Acá le hemos puesto "test_ (nombre de la prueba).
Sintaxis:

equation_name.**hettest***(options) variables*

Comando:

modelo1.hettest(type=bpg) y c x

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	0.481041	Prob. F(2,17)	0.6263
Obs*R-squared	1.071237	Prob. Chi-Square(2)	0.5853
Scaled explained SS	0.627288	Prob. Chi-Square(2)	0.7308

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 06/16/13 Time: 19:38
Sample: 1 20
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	11.35399	6.246165	1.817753	0.0868
Y	0.500336	0.939545	0.532530	0.6013
X	-0.879351	0.931025	-0.944497	0.3581

R-squared	0.053562	Mean dependent var	10.96644
Adjusted R-squared	-0.057784	S.D. dependent var	13.52904
S.E. of regression	13.91443	Akaike info criterion	8.241212
Sum squared resid	3291.395	Schwarz criterion	8.390571
Log likelihood	-79.41212	Hannan-Quinn criter.	8.270368
F-statistic	0.481041	Durbin-Watson stat	1.792980
Prob(F-statistic)	0.626302		

Tabla 3.16. Prueba de heterocedasticidad.

3.5.2 Contraste de White.

Comando:

modelo1.hettest(type=white) y c x

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	0.553194	Prob. F(1,18)	0.4666
Obs*R-squared	0.596333	Prob. Chi-Square(1)	0.4400
Scaled explained SS	0.349197	Prob. Chi-Square(1)	0.5546

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 06/16/13 Time: 19:46
Sample: 1 20
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	11.78792	3.254542	3.621992	0.0019
X^2	-0.015353	0.020643	-0.743770	0.4666

R-squared	0.029817	Mean dependent var	10.96644
Adjusted R-squared	-0.024082	S.D. dependent var	13.52904
S.E. of regression	13.69098	Akaike info criterion	8.165991
Sum squared resid	3373.973	Schwarz criterion	8.265564
Log likelihood	-79.65991	Hannan-Quinn criter.	8.185429
F-statistic	0.553194	Durbin-Watson stat	1.743553
Prob(F-statistic)	0.466614		

Tabla 3.17. Contraste de White.

3.5.3 Contraste de Glejser.

Comando:

modelo1.hettest(type=glejser) y c x

Heteroskedasticity Test: Glejser

F-statistic	0.281282	Prob. F(2,17)	0.7583
Obs*R-squared	0.640641	Prob. Chi-Square(2)	0.7259
Scaled explained SS	0.519724	Prob. Chi-Square(2)	0.7712

Test Equation:
Dependent Variable: ARESID
Method: Least Squares
Date: 06/16/13 Time: 19:50
Sample: 1 20
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.002051	0.907905	3.306569	0.0042
Y	0.014333	0.136567	0.104954	0.9176
X	-0.077196	0.135328	-0.570435	0.5758

R-squared	0.032032	Mean dependent var	2.715582
Adjusted R-squared	-0.081847	S.D. dependent var	1.944508
S.E. of regression	2.022518	Akaike info criterion	4.384045
Sum squared resid	69.53986	Schwarz criterion	4.533405
Log likelihood	-40.84045	Hannan-Quinn criter.	4.413202
F-statistic	0.281282	Durbin-Watson stat	2.015814
Prob(F-statistic)	0.758260		

Tabla 3.18. Contraste de Glejser.

3.5.4 Contraste de Harvery.

Comando:

modelo1.hettest(type=harvey) y c x

Heteroskedasticity Test: Harvey

F-statistic	0.006375	Prob. F(2,17)	0.9936
Obs*R-squared	0.014989	Prob. Chi-Square(2)	0.9925
Scaled explained SS	0.030710	Prob. Chi-Square(2)	0.9848

Test Equation:
Dependent Variable: LRESID2
Method: Least Squares
Date: 06/16/13 Time: 19:52
Sample: 1 20
Included observations: 20

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.064826	1.547636	0.688034	0.5007
Y	-0.024893	0.232795	-0.106932	0.9161
X	0.012943	0.230684	0.056108	0.9559

R-squared	0.000749	Mean dependent var	0.920985
Adjusted R-squared	-0.116809	S.D. dependent var	3.262356
S.E. of regression	3.447632	Akaike info criterion	5.450733
Sum squared resid	202.0648	Schwarz criterion	5.600093
Log likelihood	-51.50733	Hannan-Quinn criter.	5.479890
F-statistic	0.006375	Durbin-Watson stat	1.876547
Prob(F-statistic)	0.993648		

Tabla 3.19. Contraste de Harvey.

a) Estimación por Mínimos Cuadrados ponderados.

La estimación por MCP viene implementada de manera automática en EViews. Abramos de nuevo la salida de regresión y hagamos clic en la pestaña "*Estimate*"

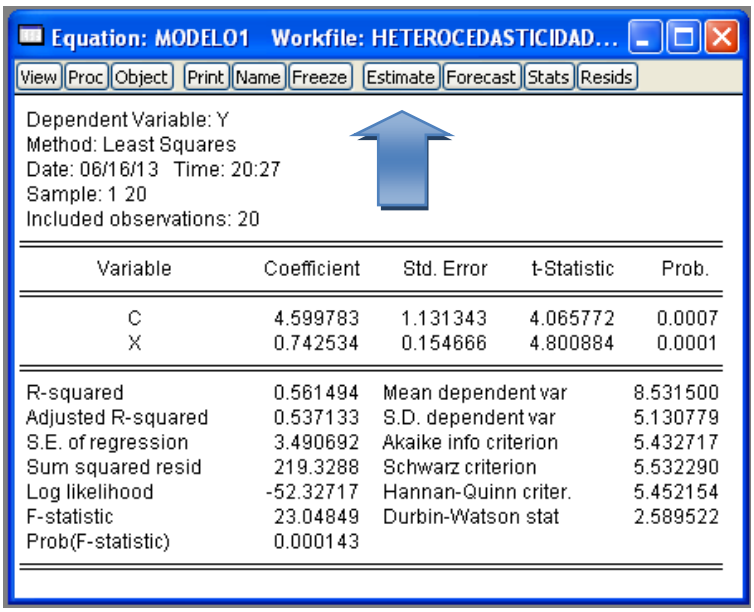


Figura 3.37. Regresión heterocedástica.

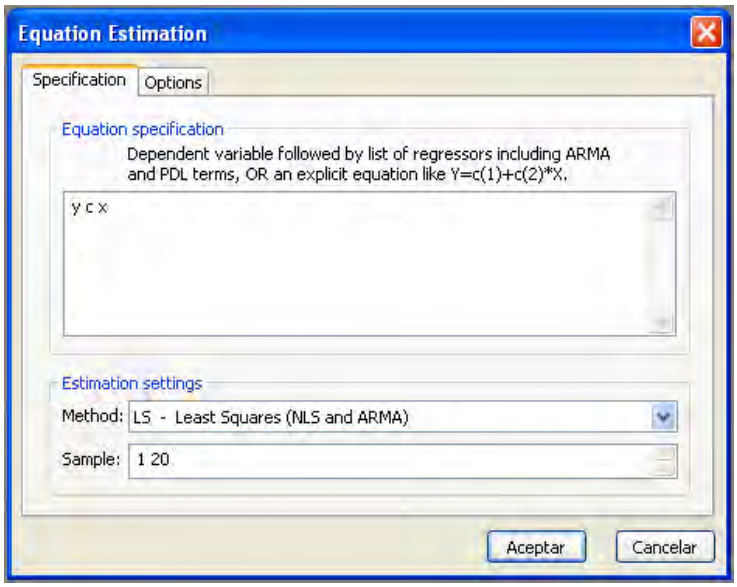


Figura 3.38. Menú de regresión.

De la figura 3.38, hacemos clic en la pestaña *"Options"*. Y, dentro de las "opciones", hacemos check en "Weighted LS/TSLS". Y en la caja weight escribimos la variable que vamos a ponderar.

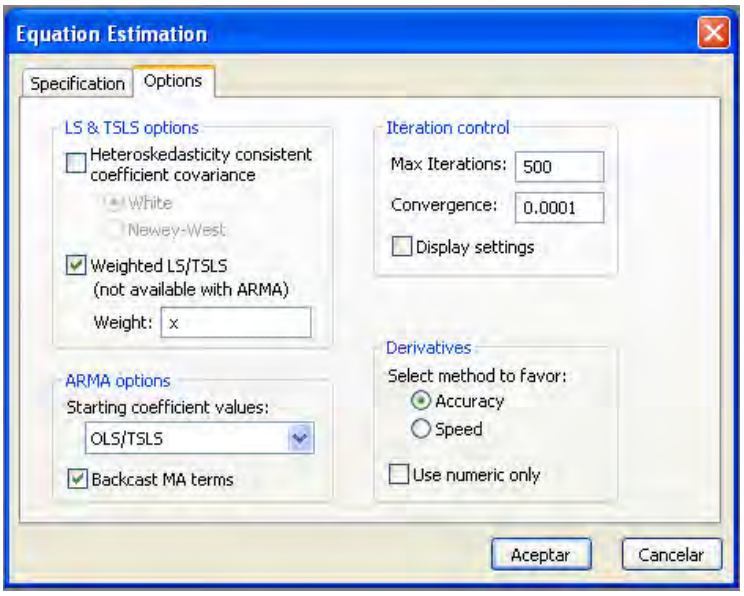


Figura 3.39. Opciones para corregir problema.

Para finalizar hacemos clic en "*Aceptar*"

Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 06/16/13 Time: 20:45
Sample: 1 20
Included observations: 20
Weighting series: X

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.473969	0.934197	3.718668	0.0016
X	0.832662	0.043342	19.21134	0.0000

Weighted Statistics

R-squared	0.953497	Mean dependent var	12.10302
Adjusted R-squared	0.950914	S.D. dependent var	27.29728
S.E. of regression	2.714168	Akaike info criterion	4.929487
Sum squared resid	132.6007	Schwarz criterion	5.029061
Log likelihood	-47.29487	Hannan-Quinn criter.	4.948925
F-statistic	369.0757	Durbin-Watson stat	2.502099
Prob(F-statistic)	0.000000		

Unweighted Statistics

R-squared	0.536401	Mean dependent var	8.531500
Adjusted R-squared	0.510646	S.D. dependent var	5.130779
S.E. of regression	3.589179	Sum squared resid	231.8797
Durbin-Watson stat	2.451507		

Tabla 3.20. Salida de regresión ponderada.

Guarde todos los objetos creados y, verifique si tiene los mismos:

Figura 3.40. Obejetos creados.

Programación:

```
equation modelo1.ls y c x
show modelo1
genr residuos = resid
genr residuos_q2=residuos^2
genr absr=abs(residuos)
genr xq2=x^2
modelo1.hettest(type=bpg) y c x
modelo1.hettest(type=white) y c x
modelo1.hettest(type=glejser) y c x
```

```
modelo1.hettest(type=harvey) y c x
```

Ejercicios propuestos:

1. Interprete cada contraste especificado.
2. Realice la transformación de Aitken y compare con el modelo estimado por MCP.

3.6 Autocorrelación.

Ejercicio 31.
Para este ejercicio ocuparemos la tabla 12.4 del libro de Gujarati (mismo libro), que se encuentra en la página 428 de la 5ta Edición. En este ejemplo, el autor (Gujarati) ilustra un poco, algunos métodos de detección de autocorrelación.

Nosotros vamos a abrir el fichero con el nombre "autocorrelación"(de este libro) y a partir de dicha información contrastaremos el posible incumplimiento de la hipótesis clásica de no autocorrelación por medio de:

1. Contraste gráfico.
2. Correlograma.
3. Contraste de Breusch-Godfrey.
4. Especificación alternativa al modelo.
5. En caso de detectar problemas de Autocorrelación obtenga una estimación ELIO para los parámetros del modelo.

Solución:
1. Contraste gráfico.

Para obtener el gráfico, primeramente debemos obtener los residuos y, para esto, antes hay que estimar el modelo. Si ya recuperamos el fichero, notamos que tenemos dos variables; X y Y. por lo que estimamos el modelo de Y en función de X.

```
equation modelo1.ls y c x
show modelo1
```

Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 06/18/13 Time: 11:30
Sample: 1960 2005
Included observations: 46

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	32.74190	1.394020	23.48740	0.0000
X	0.670406	0.015671	42.78133	0.0000

R-squared	0.976524	Mean dependent var	90.45217
Adjusted R-squared	0.975990	S.D. dependent var	15.38853
S.E. of regression	2.384463	Akaike info criterion	4.618330
Sum squared resid	250.1693	Schwarz criterion	4.697836

Log likelihood	-104.2216	Hannan-Quinn criter.	4.648113
F-statistic	1830.242	Durbin-Watson stat	0.173888
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.21. Salida de regresión de autocorrelación.

A partir de esta estimación, se genera la serie de residuos mínimo cuadráticos. Con esto, generamos la nueva variable de residuos:

```
genr residuos = resid
```

Con esto, generamos el primer contraste gráfico a través de un diagrama de puntos. Las instrucciones son: *Quick/Graph/residuos(-1) residuos/Scatter*

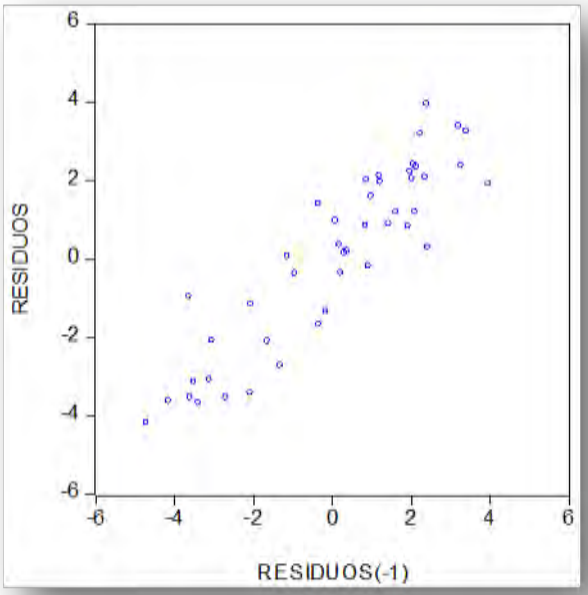


Gráfico 3.4. Residuos.

Se pueden observar que los puntos se colocan en el primer y tercer cuadrante, por lo que puede ser un indicativo de presencia de autocorrelación positiva. Para darnos otra idea, vamos a estimar un gráfico de residuos en el tiempo. El comando es:

```
graph line_residuos.line residuos
show line_residuos
```

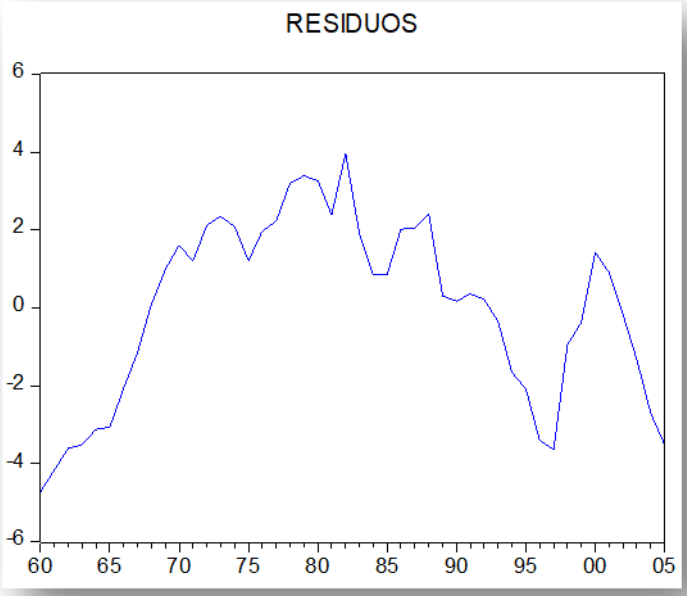


Gráfico 3.5. Residuos.

La representación gráfica de los residuos presenta un comportamiento sistemático, posiblemente cíclico que sigue indicando la posible presencia de autocorrelación.

3.6.1 Correlograma.

A través del modelo estimado, podemos obtener el Correlograma. Sintaxis:

equation_name.**correlsq***(n, options)*

Nota: (la n que está entre paréntesis, es la especificación del número de rezagos que se desea analizar, en nuestro caso, el número de rezago es 20)

Comando:

```
modelo1.correlsq(20)
```

Date: 06/17/13 Time: 10:51
Sample: 1960 2005
Included observations: 46

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
. |**** |	. |**** |	1	0.596	0.596	17.439	0.000
. |** |	.*| . |	2	0.304	-0.080	22.075	0.000
. |*. |	. | . |	3	0.133	-0.023	22.987	0.000
. | . |	. | . |	4	0.018	-0.053	23.005	0.000
.*| . |	.*| . |	5	-0.119	-0.147	23.766	0.000
.*| . |	. | . |	6	-0.189	-0.061	25.738	0.000
**| . |	. | . |	7	-0.209	-0.056	28.209	0.000
. | . |	. |*. |	8	-0.052	0.193	28.367	0.000
. | . |	.*| . |	9	-0.025	-0.094	28.405	0.001
.*| . |	.*| . |	10	-0.127	-0.195	29.394	0.001
**| . |	.*| . |	11	-0.235	-0.176	32.890	0.001
.*| . |	. | . |	12	-0.200	0.010	35.498	0.000
.*| . |	. | . |	13	-0.138	0.040	36.768	0.000
. | . |	. |*. |	14	-0.016	0.149	36.787	0.001
. | . |	. | . |	15	0.062	0.064	37.063	0.001
. |*. |	.*| . |	16	0.110	-0.071	37.957	0.002
. |** |	. |*. |	17	0.256	0.146	42.935	0.000
. |** |	. | . |	18	0.284	0.002	49.283	0.000
. |*. |	. | . |	19	0.168	-0.015	51.596	0.000
. | . |	.*| . |	20	0.013	-0.100	51.611	0.000

Tabla 3.22. Autocorrelación parcial.

El correlográma de estos residuos muestral un decerecimiento sinusoidal. Este comportamiento se asocia a un proceso autorregresivo de orden ρ, es decir, a un AR(ρ). Congele esta tabla y póngale el nombre que crea conveniente, acá le hemos puesto *"correlogram1"*.

3.6.2 Contraste de Breusch-Godfrey.

Sintaxis:

auto(*order*, *options*)

Comando:

modelo1.auto(1)

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	130.7825	Prob. F(1,43)	0.0000
Obs*R-squared	34.61796	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:
Dependent Variable: RESID
Method: Least Squares
Date: 06/18/13 Time: 12:20
Sample: 1960 2005
Included observations: 46
Presample missing value lagged residuals set to zero.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.408402	0.702352	0.581478	0.5640
X	-0.005536	0.007900	-0.700799	0.4872
RESID(-1)	0.891946	0.077994	11.43602	0.0000

R-squared	0.752564	Mean dependent var	-1.14E-15
Adjusted R-squared	0.741056	S.D. dependent var	2.357820
S.E. of regression	1.199814	Akaike info criterion	3.265204
Sum squared resid	61.90082	Schwarz criterion	3.384463
Log likelihood	-72.09969	Hannan-Quinn criter.	3.309879
F-statistic	65.39124	Durbin-Watson stat	1.356717
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.23. Contraste de Breusch-Godfrey.

Congelamos esta tabla y le ponemos por nombre "contraste_bg".

3.6.3 Especificación alternativa al modelo.

```
equation modelo2.ls y c x y(-1)
show modelo2
```

Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 06/18/13 Time: 12:47
Sample (adjusted): 1961 2005
Included observations: 45 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	9.099866	1.998847	4.552558	0.0000
X	0.166985	0.039019	4.279602	0.0001
Y(-1)	0.751731	0.058259	12.90323	0.0000

R-squared	0.995337	Mean dependent var	91.11111
Adjusted R-squared	0.995115	S.D. dependent var	14.89167
S.E. of regression	1.040830	Akaike info criterion	2.982254
Sum squared resid	45.49974	Schwarz criterion	3.102699
Log likelihood	-64.10073	Hannan-Quinn criter.	3.027155
F-statistic	4482.499	Durbin-Watson stat	1.376461
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabla 3.24. Regresión del modelo alternativo.

Realizamos el contraste BG al nuevo modelo.

```
modelo2.auto(1)
```

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	4.657438	Prob. F(1,41)	0.0368
Obs*R-squared	4.590374	Prob. Chi-Square(1)	0.0322

Test Equation:
Dependent Variable: RESID
Method: Least Squares
Date: 06/18/13 Time: 12:52
Sample: 1961 2005
Included observations: 45
Presample missing value lagged residuals set to zero.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.574409	2.051231	0.767543	0.4472
X	0.029776	0.039886	0.746542	0.4596
Y(-1)	-0.046442	0.059878	-0.775614	0.4424
RESID(-1)	0.346760	0.160678	2.158110	0.0368

R-squared	0.102008	Mean dependent var	2.18E-14
Adjusted R-squared	0.036302	S.D. dependent var	1.016900
S.E. of regression	0.998271	Akaike info criterion	2.919104
Sum squared resid	40.85839	Schwarz criterion	3.079697
Log likelihood	-61.67985	Hannan-Quinn criter.	2.978972
F-statistic	1.552479	Durbin-Watson stat	2.033953
Prob(F-statistic)	0.215511		

Tabla 3.25. Contraste de Breusch-Godfrey.

3.6.4 Obtención de estimadores ELIO. Método de Cochrane-Orcutt

equation modelo3.ls y c x ar(1)
show modelo3

Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 06/18/13 Time: 12:56
Sample (adjusted): 1961 2005
Included observations: 45 after adjustments
Convergence achieved after 5 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	42.97788	5.741533	7.485436	0.0000
X	0.572248	0.050744	11.27716	0.0000
AR(1)	0.880974	0.051787	17.01157	0.0000

R-squared	0.996339	Mean dependent var	91.11111
Adjusted R-squared	0.996165	S.D. dependent var	14.89167
S.E. of regression	0.922185	Akaike info criterion	2.740199
Sum squared resid	35.71786	Schwarz criterion	2.860643
Log likelihood	-58.65447	Hannan-Quinn criter.	2.785099
F-statistic	5715.850	Durbin-Watson stat	1.631289
Prob(F-statistic)	0.000000		
Inverted AR Roots	.88		

Tabla 3.26. Salida de regresión autorregresiva.

Obtengamos el Correlograma de los residuos de esta estimación para corroborar el diagnóstico del buen comportamiento de la perturbación:

modelo3.correlsq(20)

Date: 06/18/13 Time: 12:59
Sample: 1961 2005
Included observations: 45
Q-statistic
probabilities adjusted
for 1 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.*| . |	.*| . |	1	-0.066	-0.066	0.2077	
. |** |	. |** |	2	0.323	0.320	5.3384	0.021
.*| . |	.*| . |	3	-0.105	-0.078	5.8937	0.053
. | . |	. | . |	4	0.062	-0.053	6.0946	0.107
.*| . |	. | . |	5	-0.079	-0.023	6.4240	0.170
. | . |	. | . |	6	0.047	0.037	6.5430	0.257
. | . |	. | . |	7	-0.032	0.003	6.6002	0.359
.*| . |	.*| . |	8	-0.107	-0.157	7.2501	0.403
. |*. |	. |*. |	9	0.101	0.125	7.8477	0.448
. | . |	. | . |	10	-0.050	0.038	7.9995	0.534
. |*. |	. | . |	11	0.138	0.057	9.1901	0.514
. | . |	. |*. |	12	0.044	0.078	9.3161	0.593
.*| . |	.*| . |	13	-0.090	-0.195	9.8548	0.629
. | . |	. |*. |	14	0.065	0.079	10.139	0.683
. | . |	. |*. |	15	0.067	0.181	10.453	0.728
. |*. |	. | . |	16	0.078	0.014	10.896	0.760
. | . |	. | . |	17	0.055	0.017	11.124	0.802
. | . |	. | . |	18	0.020	-0.045	11.155	0.848
.*| . |	.*| . |	19	-0.133	-0.112	12.603	0.815
. | . |	.*| . |	20	-0.058	-0.066	12.885	0.844

Tabla 3.27. Funcion de autocorrelación.

Verifique los objetos creados:

Figura 3.41. Objetos creados.

Programación:

```
equation modelo1.ls y c x
show modelo1
genr residuos = resid
graph line_residuos.line residuos
```

```
show line_residuos
modelo1.correlsq(20)
modelo1.auto(1)
equation modelo2.ls y c x y(-1)
show modelo2
modelo2.auto(1)
equation modelo3.ls y c x ar(1)
show modelo3
modelo3.correlsq(20)
```

3.6.5 Ejercicios propuestos

1. Después del contraste gráfico, realice el contraste de Durbin-Watson.
2. Interprete los contrastes de BG.
3. En el modelo de la "especificación alternativa", realice el contraste de la h de Durbin e interprete.
4. ¿Con el último modelo obtenido y, a través del análisis del Correlograma, considera conveniente estimar un modelo autorregresivo de orden 2, AR(2)?

4 Apéndice E. Tablas

4.1 Tabla 1 Hop_Scot

obs	publicidad	pasajeros
1	10	15
2	12	17
3	8	13
4	17	23
5	10	16
6	15	21
7	10	14
8	14	20
9	19	24
10	10	17
11	11	16
12	13	18
13	16	23
14	10	15
15	12	16

4.2 Tabla 2 (Gujarati Tabla 2.8)

obs	GCOMIDA	GTOTAL
1	217	382
2	196	388
3	303	391
4	270	415
5	325	456
6	260	460
7	300	472
8	325	478
9	336	494
10	345	516
11	325	525
12	362	554
13	315	575
14	355	579
15	325	585
16	370	586
17	390	590
18	420	608
19	410	610
20	383	616

21	315	618
22	267	623
23	420	627
24	300	630
25	410	635
26	220	640
27	403	648
28	350	650
29	390	655
30	385	662
31	470	663
32	322	677
33	540	680
34	433	690
35	295	695
36	340	695
37	500	695
38	450	720
39	415	721
40	540	730
41	360	731
42	450	733
43	395	745
44	430	751
45	332	752
46	397	752
47	446	769
48	480	773
49	352	773
50	410	775
51	380	785
52	610	788
53	530	790
54	360	795
55	305	801

4.3 Tabla 3 (Gujarati Tabla 5.5)

osb	salario	gasto
1	19583	3346
2	20263	3114
3	20325	3554
4	26800	4642
5	29470	4669
6	26610	4888

7	30678	5710
8	27170	5536
9	25853	4168
10	24500	3547
11	24274	3159
12	27170	3621
13	30168	3782
14	26525	4247
15	27360	3982
16	21690	3568
17	21974	3155
18	20816	3059
19	18095	2967
20	20939	3285
21	22644	3914
22	24624	4517
23	27186	4349
24	33990	5020
25	23382	3594
26	20627	2821
27	22795	3366
28	21570	2920
29	22080	2980
30	22250	3731
31	20940	2853
32	21800	2533
33	22934	2729
34	18443	2305
35	19538	2642
36	20460	3124
37	21419	2752
38	25160	3429
39	22482	3947
40	20969	2509
41	27224	5440
42	25892	4042
43	22644	3402
44	24640	2829
45	22341	2297
46	25610	2932
47	26015	3705
48	25788	4123
49	29132	3608
50	41480	8349
51	25845	3766

4.4 Tabla 4 (D. Montgomery)

tiempo	cajas
10.15	25
2.96	6
3	8
6.88	17
0.28	2
5.06	13
9.14	23
11.86	30
11.69	28
6.04	14
7.57	19
1.74	4
9.38	24
0.16	1
1.84	5

4.5 Tabla 5

obs	HPDP	GJPC
2000	863.5	5.5
2001	821.7	5.5
2002	302.3	5.2
2003	262.8	6.2
2004	167.4	5.8
2005	160.8	7.2
2006	141.5	9.1
2007	90.8	9.9
2008	91.2	10.3
2009	78.3	9.8

4.6 Tabla 6

year	im	pib	tiempo
1994:I	1,581.2	4,904.5	1
1994:II	1,761.0	4,949.0	2
1994:III	1,500.1	5,024.8	3
1994:IV	1,597.5	5,174.8	4
1995:I	1,584.9	5,218.2	5
1995:II	1,635.1	5,307.5	6
1995:III	2,246.8	5,383.7	7
1995:IV	1,898.4	5,350.7	8
1996:I	2,115.1	5,598.4	9
1996:II	1,985.2	5,558.6	10
1996:III	2,129.1	5,624.8	11

1996:IV	2,137.7	5,733.8	12
1997:I	1,888.2	5,685.0	13
1997:II	2,542.1	5,894.0	14
1997:III	2,602.4	5,865.2	15
1997:IV	3,196.6	6,013.7	16
1998:I	3,024.3	5,991.9	17
1998:II	2,627.6	6,045.1	18
1998:III	2,679.5	6,269.2	19
1998:IV	2,677.4	6,077.3	20

4.7 Tabla 7

obs	PIBPC	TABA	THOD
1	3331	98	16
2	3394	98	25
3	3461	98	33
4	3666	98	25
5	3715	98	28
6	3707	98.6	28
7	3757	98.6	31
8	3678	98.6	30
9	3691	98.6	32
10	3567	98.6	27
11	3995	99.1	39
12	4058	98.3	6
13	4024	98.3	6
14	4073	98.3	6
15	4267	98.3	7
16	4381	98.3	7
17	4570	98.6	8
18	4899	98.6	8
19	5212	98.6	8
20	5285	98.6	11
21	5161	98.6	11
22	5304	99	10
23	2094	80.8	39
24	2078	81.8	40
25	2100	81.7	39
26	2107	82.4	40
27	2108	83	49
28	2144	83.4	63
29	2198	83.6	65
30	2786	84.2	57
31	2677	84	52
32	2571	90	71
33	2583	91.6	65

34	1532	68.3	26
35	1530	69.6	28
36	1550	70.7	31
37	1550	72.5	35
38	1560	73.7	36
39	1572	74.8	38
40	1616	76	45
41	1676	77.6	43
42	1689	79	46
43	1656	80.5	46
44	1657	84	41
45	1160	85.1	51
46	1131	80.6	55
47	1144	80.3	56
48	1167	81	34
49	1210	81.5	32
50	1254	82.8	35
51	1305	82.7	43
52	1356	83.6	45
53	1379	83.3	61
54	1323	84.4	70
55	1328	89.2	82
56	776	71.6	9
57	779	79.7	10
58	765	71.6	11
59	795	71.6	12
60	821	71.6	12
61	839	78	13
62	867	73.2	13
63	883	83.5	13
64	895	89.5	13
65	871	95.9	14
66	886	74.8	12
67	3942	96.7	10
68	3891	96.7	10
69	3904	96.7	12
70	3995	96.7	11
71	4220	96.7	10
72	4445	97.4	11
73	4742	97.4	11
74	5228	97.4	13
75	5662	97.4	19
76	5750	97.4	23
77	6018	97.9	23

4.8 Tabla 8 (Coob-Douglas)

K	L	P	LK	LL	LP
41072118	8659.846	9618763	17.5308401	9.06645222	16.0792262
41525191.1	8709.061	9681438	17.5418108	9.07211926	16.085721
41823162.6	8663.09	9876268	17.5489609	9.06682675	16.1056453
42190712.4	8828.174	10378456	17.5577107	9.08570348	16.1552427
42089157.8	8593.289	9934263	17.5553007	9.05873683	16.1115002
42361981.9	8785.329	10032948	17.5617619	9.08083845	16.121385
42735573.8	8828.087	10103864	17.5705422	9.08569362	16.1284285
43492235.1	9126.279	10942218	17.588093	9.11891333	16.2081391
43985135.4	8941.353	10147553	17.5993623	9.0984422	16.1327432
44597770.6	9313.063	10407962	17.6131944	9.13917332	16.1580816
45151370.1	9565.472	10673953	17.6255312	9.16591523	16.183317
45746797.6	9816.913	11175913	17.6386323	9.19186199	16.2292714
45968777.7	9580.075	9698905	17.643473	9.1674407	16.0875236
45951716.8	9664.882	9499804	17.6431018	9.17625418	16.0667817
45827606	9682.149	10039682	17.6403972	9.17803916	16.122056
45648189.7	9890.988	9411719	17.6364745	9.19937932	16.0574662
44361859.2	9408.926	7113908	17.6078906	9.14941409	15.7775623
43514854.2	9629.252	8978485	17.5886129	9.17256083	16.0103417
42853581.5	9898.894	9391604	17.5732998	9.20017831	16.0553267
42544913.4	10074.873	10168681	17.5660709	9.21779978	16.1348231
42037115.8	9936.668	9679226	17.5540635	9.20398703	16.0854925
41880003	10120.938	10150928	17.550319	9.22236163	16.1330757
42183304.8	10286.232	10861974.8	17.5575351	9.23856158	16.2007787
42671766.6	10525.61	11480214.3	17.5690481	9.26156661	16.2561356
42920611.3	10215.626	10523822	17.5748627	9.23167379	16.169152
43613093.7	10315.804	11366013	17.590868	9.24143237	16.2461381
44622536	10615.04	11884526	17.6137496	9.27002714	16.2907478
45804754.2	10840.612	12749288	17.6398984	9.29105473	16.360986
46345725.5	10730.493	11482700	17.6516396	9.28084478	16.2563521
47609086.2	10842.967	12390164	17.6785342	9.29127195	16.3324135
49461327.9	11002.848	12970275	17.7167017	9.30590943	16.3781708
51659156.5	11232.72	14273394	17.760178	9.32658623	16.4739078
53004711.7	10895.724	12520658	17.7858914	9.2961257	16.3428905
54789623.1	11317.714	13428204	17.8190114	9.33412439	16.4128678
57233560	11278.295	14275094	17.862651	9.33063536	16.4740269
60063722	11665.469	15367103	17.9109166	9.36438839	16.5477396
60755255.9	11376.338	13170361	17.9223642	9.33929086	16.3934795
62373754.1	11664.272	14480586	17.9486551	9.36428577	16.4883194
64466272.4	11752.124	14903992	17.9816527	9.37178927	16.5171397
67387223.7	11944.095	15970135	18.025966	9.38799229	16.586231
68077945.6	11647.833	13257522	18.0361639	9.36287543	16.4000756
69049520.3	12003.135	14118840	18.0503345	9.39292314	16.4630206
70183603.3	11806.891	14231723	18.0666253	9.37643862	16.470984

71714206.1	12116.233	15042839	18.0881994	9.4023014	16.5264126
71187272.8	11756.696	12619885	18.0808246	9.37217823	16.3507843
71975990.2	11930.77	13876511	18.0918432	9.38687606	16.4457081
72955934.7	11763.268	14200311	18.1053662	9.37273707	16.4687744
74247564.9	12129.475	15110803	18.1229155	9.40339372	16.5309205

4.9 Tabla 9 Función Cúbica

obs	ct	y
1	231.6288	1.82
2	214.9501	2.02
3	231.0902	2.55
4	224.9952	2.63
5	232.5102	2.72
6	239.0219	2.8
7	237.9734	2.93
8	242.667	3
9	247.7566	3.41
10	243.7987	3.43
11	249.1614	3.45
12	259.5556	3.72
13	272.6811	4.12
14	279.5434	4.53
16	297.9801	5.17
17	307.8361	5.53
18	316.2933	5.75
19	345.7123	5.91
20	404.1607	6.91
21	392.8819	7.02
22	428.8959	7.47
23	441.4836	7.52
24	465.045	7.82
25	494.8002	8.2
26	519.9197	8.53
27	527.7194	8.6
28	616.7535	9.32
29	716.3884	10.01
30	713.6997	10.01

4.10 Tabla 10

OBS	YEAR	EX	IM	PIB
1	1994	3123.2	6439.72923	20008.374
2	1995	3812.6	7365.19202	21191.2506
3	1996	4431.3	8367.10485	22535.6804
4	1997	5067.8	10229.3502	23429.5922
5	1998	5365.9	11008.8217	24299.224
6	1999	6023.1	13150.1083	26008.9103
7	2000	6776.9	12526.1984	27075.6892
8	2001	7275	12613.5478	27877.358
9	2002	7019.5	12596.2286	28087.5362
10	2003	7663.7	13035.7103	28795.548
11	2004	8974.6	14103.3554	30325.2166
12	2005	9662.9	15316.2071	31623.8632
13	2006	10870.2	15996.2441	32936.9079
14	2007	11874.9	18115.0312	33951.7393
15	2008	12140.4	18703.229	34888.7072
16	2009	12600.7	17271.9106	34381.9745

4.11 Tabla 11 Cob-douglas-ces

YEAR	GDP	EMPLEO	CAPITAL
1955	114043	8310	182113
1956	120410	8529	193749
1957	129187	8738	205192
1958	134705	8952	215130
1959	139960	9171	225021
1960	150511	9569	237026
1961	157897	9527	248897
1962	165286	9662	260661
1963	178491	10334	275466
1964	199457	10981	295378
1965	212323	11746	315715
1966	226977	11521	337642
1967	241194	11540	363599
1968	260881	12066	391847
1969	277498	12297	422382
1970	296530	12955	455049
1971	306712	13338	484677
1972	329030	13738	520553
1973	354057	15924	561531
1974	374977	14154	609825

4.12 Tabla 12. Multicolinealidad

YEAR	GDP	M2	CPI	LTRATE	TBRATE
1980	2795.6	1600.4	82.4	11.27	11.506
1981	3131.3	1756.1	90.9	13.45	14.029
1982	3259.2	1911.2	96.5	12.76	10.686
1983	3534.9	2127.8	99.6	11.18	8.63
1984	3932.7	2311.7	103.9	12.41	9.58
1985	4213	2497.4	107.6	10.79	7.48
1986	4452.9	2734	109.6	7.78	5.98
1987	4742.5	2832.8	113.6	8.59	5.82
1988	5108.3	2995.8	118.3	8.96	6.69
1989	5489.1	3159.9	124	8.45	8.12
1990	5803.2	3279.1	130.7	8.61	7.51
1991	5986.2	3379.8	136.2	8.14	5.42
1992	6318.9	3434.1	140.3	7.67	3.45
1993	6642.3	3487.5	144.5	6.59	3.02
1994	7054.3	3502.2	148.2	7.37	4.29
1995	7400.5	3649.3	152.4	6.88	5.51
1996	7813.2	3824.2	156.9	6.71	5.02
1997	8300.8	4046.7	160.5	6.61	5.07
1998	8759.9	4401.4	163	5.58	4.81

4.13 Tabla 13. Heterocedasticidad

COUNTRY	X	Y
Australia	4.3	5
Austria	4.6	11.1
Belgium	2.4	3.2
Canada	2.4	7.9
Chile	26.4	25.5
Denmark	4.2	3.8
Finland	5.5	11.1
France	4.7	9.9
Germany	2.2	13.3
India	4	1.5
Ireland	4	6.4
Israel	8.4	8.9
Italy	3.3	8.1
Japan	4.7	13.5
Mexico	5.2	4.7
Netherlands	3.6	7.5
New Zealand	6	4.73
Sweden	4	8
United	3.9	7.5

Kingdom		
United States	2.1	9

4.14 Tabla 14. Autocorrelación

X	Y
48.9	60.8
50.6	62.5
52.9	64.6
55	66.1
56.8	67.7
58.8	69.1
61.2	71.7
62.5	73.5
64.7	76.2
65	77.3
66.3	78.8
69	80.2
71.2	82.6
73.4	84.3
72.3	83.3
74.8	84.1
77.1	86.4
78.5	87.6
79.3	89.1
79.3	89.3
79.2	89.1
80.8	89.3
80.1	90.4
83	90.3
85.2	90.7
87.1	92
89.7	94.9
90.1	95.2
91.5	96.5
92.4	95
94.4	96.2
95.9	97.4
100	100
100.4	99.7
101.3	99
101.5	98.7
104.5	99.4
106.5	100.5
109.5	105.2

112.8	108
116.1	112
119.1	113.5
124	115.7
128.7	117.7
132.7	119
135.7	120.2

5 Lecturas Recomendadas

Annotio Pulido, Julián Pérez.	**Modelos econométricos. Guía para la elaboración de modelos econométricos.**
Badi H. Baltagi	Econometric Analysis of Panel Data.
Ben Vogelvang	Econometrics Theory and Applications whit EViews
Damodar Gujarati.	Econometría 5ta Ed. Mc-Grow Hill.
EViews7 User´s Guide I-II	Manual del Usuario.
I Gusti Ngurah Agung	Time Series Data Analysis Using EViews
J. Bernardo P. Trapero et al	Cien ejercicios de econometría.
Jeffrey Wooldriedge.	Introductory to Econometrics
Jonathan D. Cryer,Kung-Sik Chan	Time Series Analysis whit Applications in R.
Norman G. Gómez.	Series de Timepo con R. Notas de Clases. Universidad Nacional de Colombria Medellín.
Ramón A. Rosales Alvarez, Jorge A. Bonilla Londoño	Introducción a la Econometría. Apuntes de Clases CEDE.
Robert S. Pindyck, Daniel Rubinfeld.	Econometría, Modelos y Pronósticos.
William Greene.	Econometric Analysis, seven Edition

EViews es un paquete estadístico usado principalmente para el análisis econométrico. Fue desarrollado por Quantitative Micro Software (QMS). Es un software ampliamente usado por estudiantes, investigadores y científicos de distintas áreas que se dediquen al análisis cuantitativo.

En este libro el autor pretende introducir al usuario al uso y manejo del software aplicando herramientas y ejercicios prácticos de la vida real.

El libro está escrito y ordenado de tal manera que se consigue un aprendizaje progresivo. Este libro sirve de puente entre los textos introductorios e intermedios. Permite al estudiante y usuario comprender en profundidad los comandos de EViews para el completo desarrollo de habilidades de este paquete.

El libro está dividido en tres partes, cada uno desarrolla temas muy importantes como: generar variables, importar bases de datos con distintas extensiones, estimar regresiones, contrastar supuestos, aplicaciones a la vida real.

La estructura didáctica que posee este libro facilita su utilización en un curso tanto de licenciatura como de postgrado. Este libro es de un valor considerable para todo estudioso del análisis econométrico aplicado.

Jeferson Ruiz Pérez (1986-?). Es nicaragüense y autodidacta. Le gustan los temas de Economía, Estadística y Matemáticas. Anteriormente escribió un libro de Análisis de Datos a través de Stata. También ha publicado sus investigaciones en Europa y Nicaragua. Sus investigaciones abarcan temas de microeconometría aplicada, economía ambiental y series de tiempo. Sus pasatiempos favoritos son leer, caminar y tomar café acompañado de su perro Bruno.