

Instituto Banco Central del Paraguay

Manual de Econometría

EViews

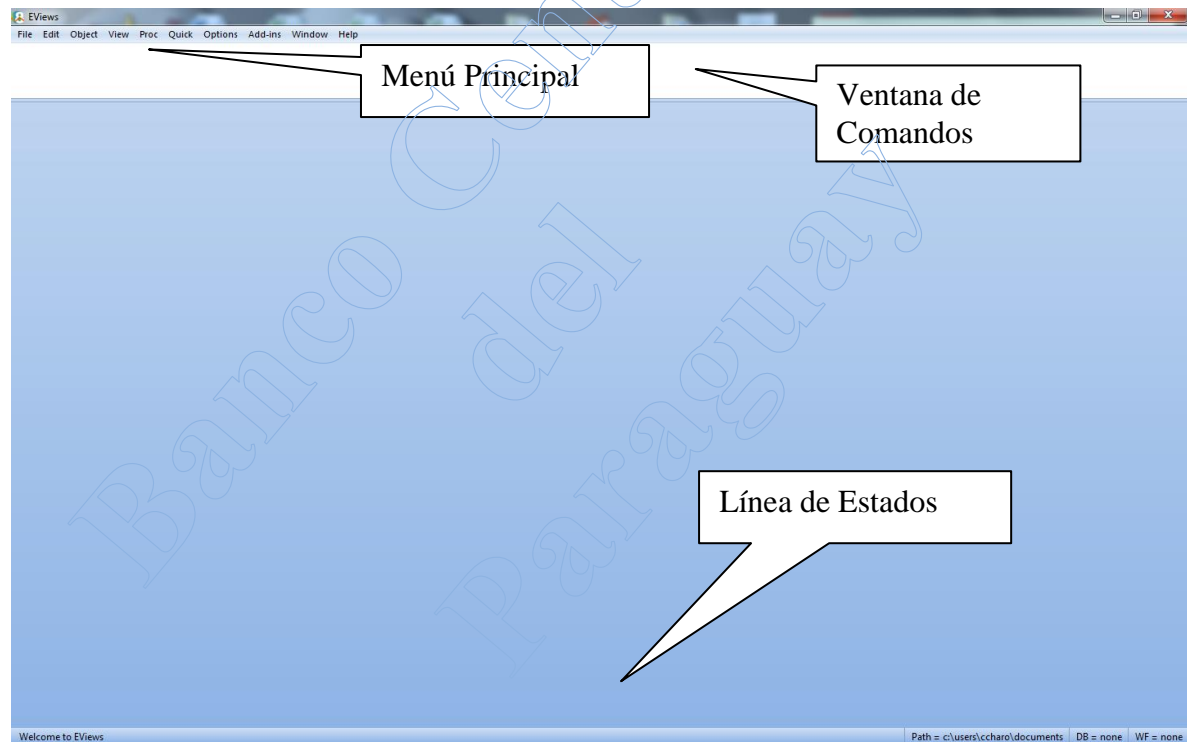
Año 2015

¿Qué es el Eviews?

El Econometric Views (Eviews) es un programa dedicado fundamentalmente al análisis estadístico y econométrico de los datos, es decir, es un programa capaz de dar respuesta a algunas de las principales necesidades que se tienen en el mundo económico y empresarial. En este sentido este programa puede utilizarse para el estudio de series temporales, series atemporales y datos de panel. Las principales áreas en las que se aplican son entre otras en el Análisis y Evaluación de datos científicos, Análisis Financiero, Predicción macroeconómica, Simulación, Predicción de ventas y Análisis de costes. La dirección electrónica en Internet del programa es <http://www.eviews.com>.

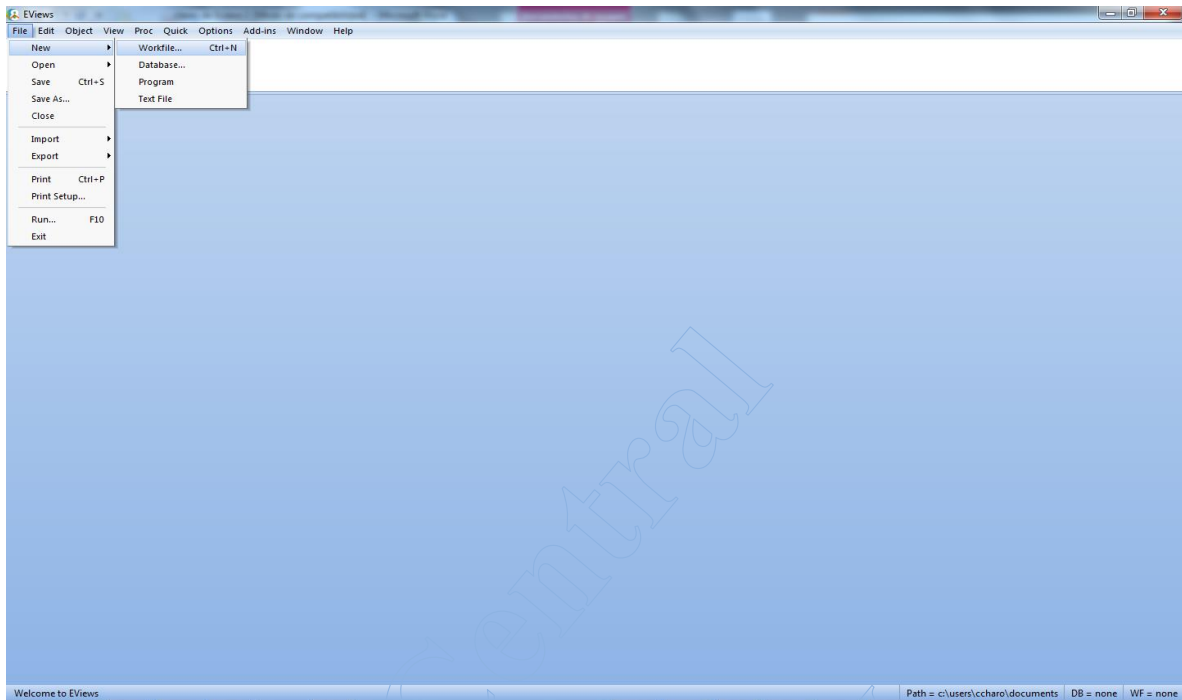
Primeros pasos en el manejo del Eviews

Una vez seleccionado el programa econométrico, se presenta la siguiente ventana:



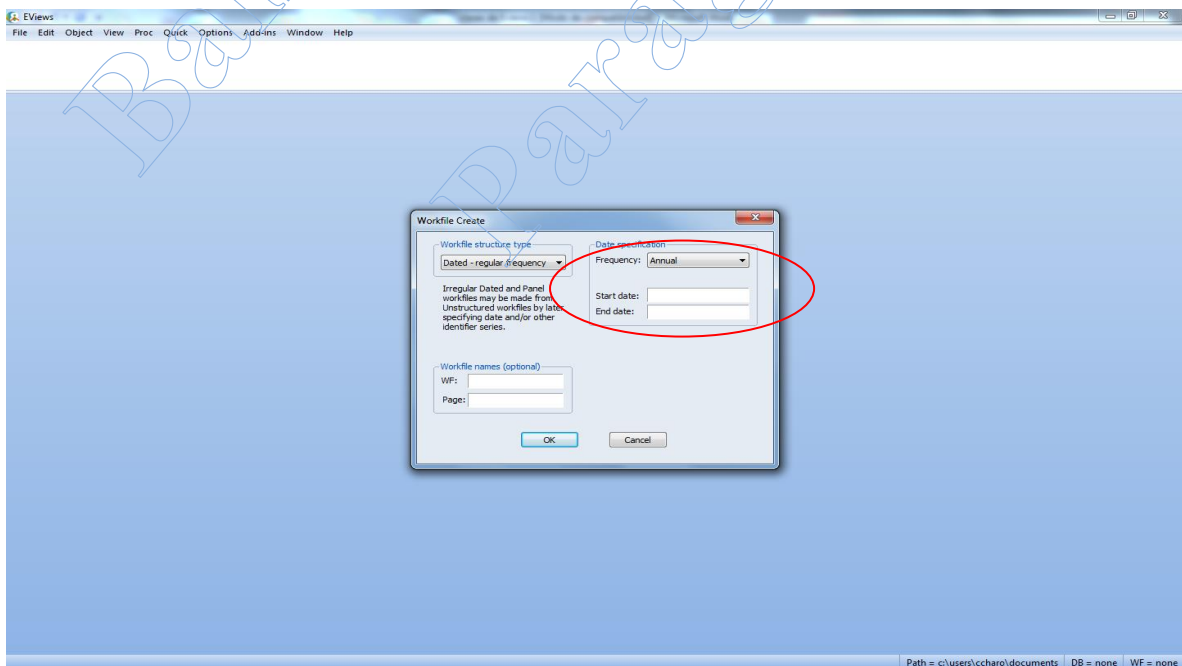
Una vez vistas las distintas partes de la ventana de presentación del Eviews empezamos a realizar los primeros pasos para utilizar el programa.

Paso 1. Crear un Documento de trabajo. (Workfile)



El primer paso sería seleccionar **File**, al seleccionar esta opción tendremos varias alternativas, pero para crear un nuevo documento de trabajo debemos seleccionar **new** y luego **Workfile**. Estos pasos se pueden ver arriba.

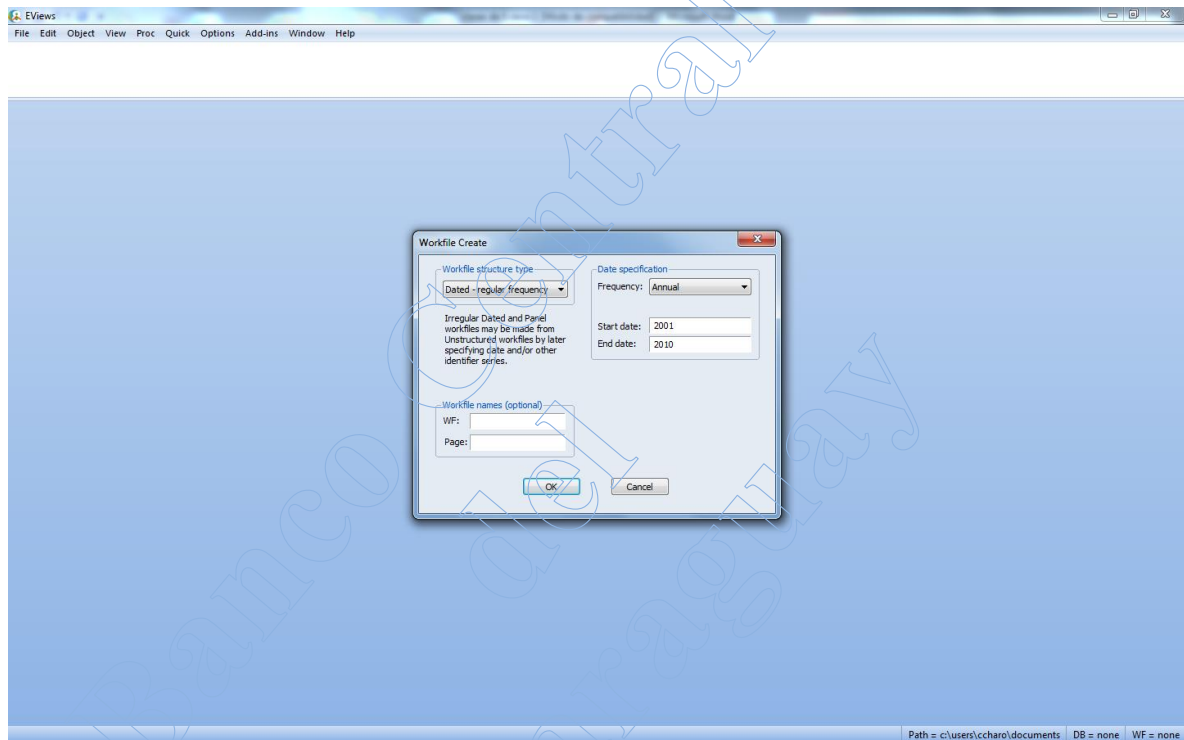
Al haber realizado estos pasos, se le presentara esta ventana:



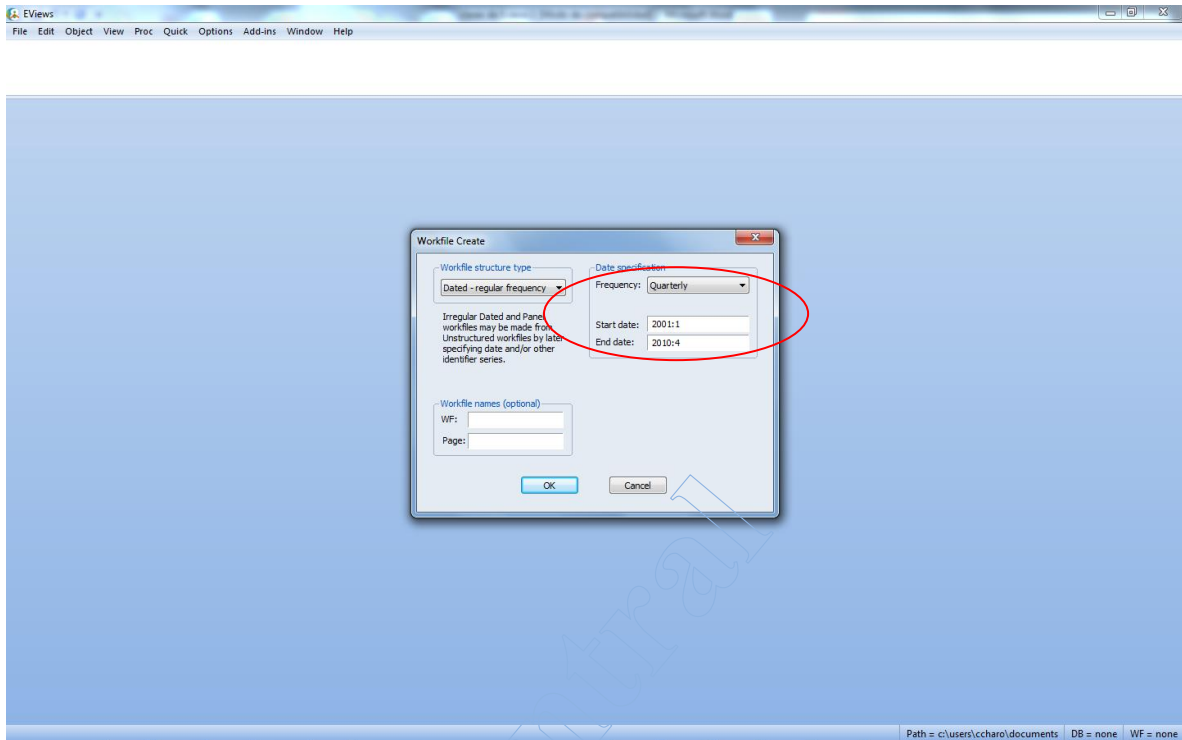
Como podemos ver, debemos especificar la frecuencia de nuestras series que seguramente están en un documento Excel. Las opciones que tenemos son: datos anuales, semestrales, trimestrales, mensuales, semanales entre otros. Es importante mencionar la posibilidad de incluir variables que no sean de series de tiempo, es decir, datos irregulares, este podría ser el caso de datos de corte transversal.

La fecha de inicio y el final de los datos deben ser especificados en las casillas marcadas con un círculo rojo en el grafico que se presenta mas arriba. La forma de especificar es el siguiente:

Si los datos son anuales basta con escribir el año, es decir:

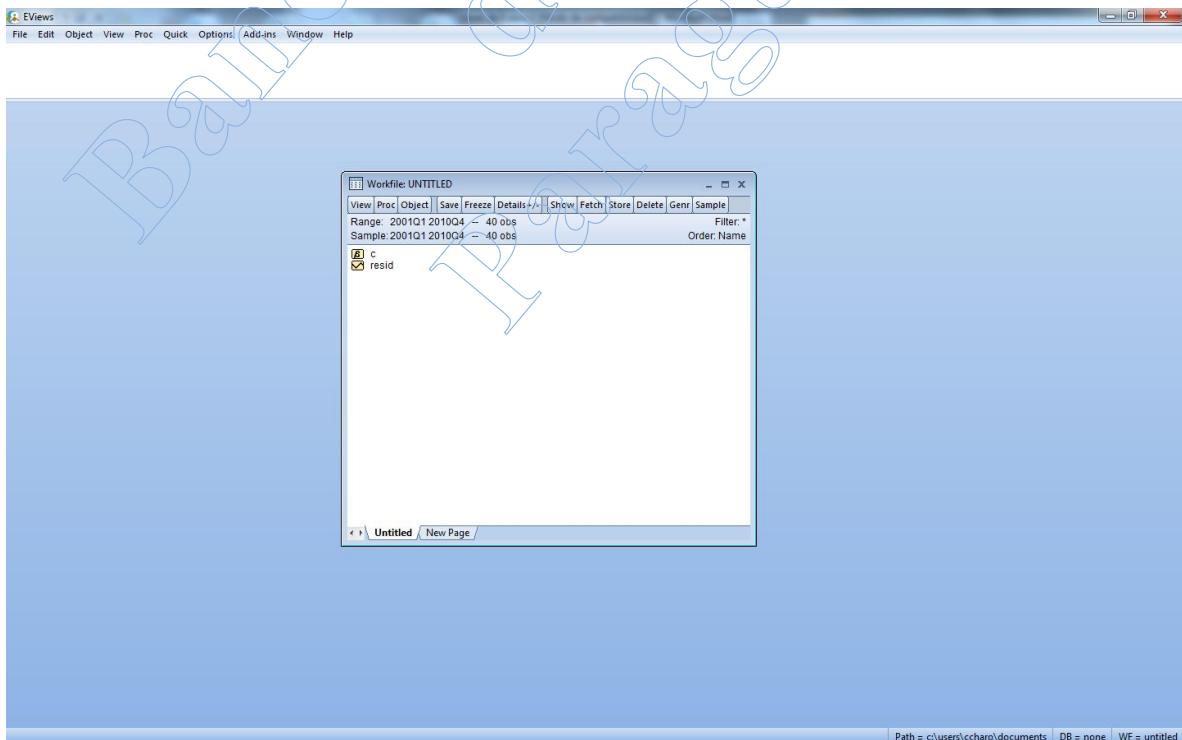


Si los datos son trimestrales, se realiza de la siguiente manera:



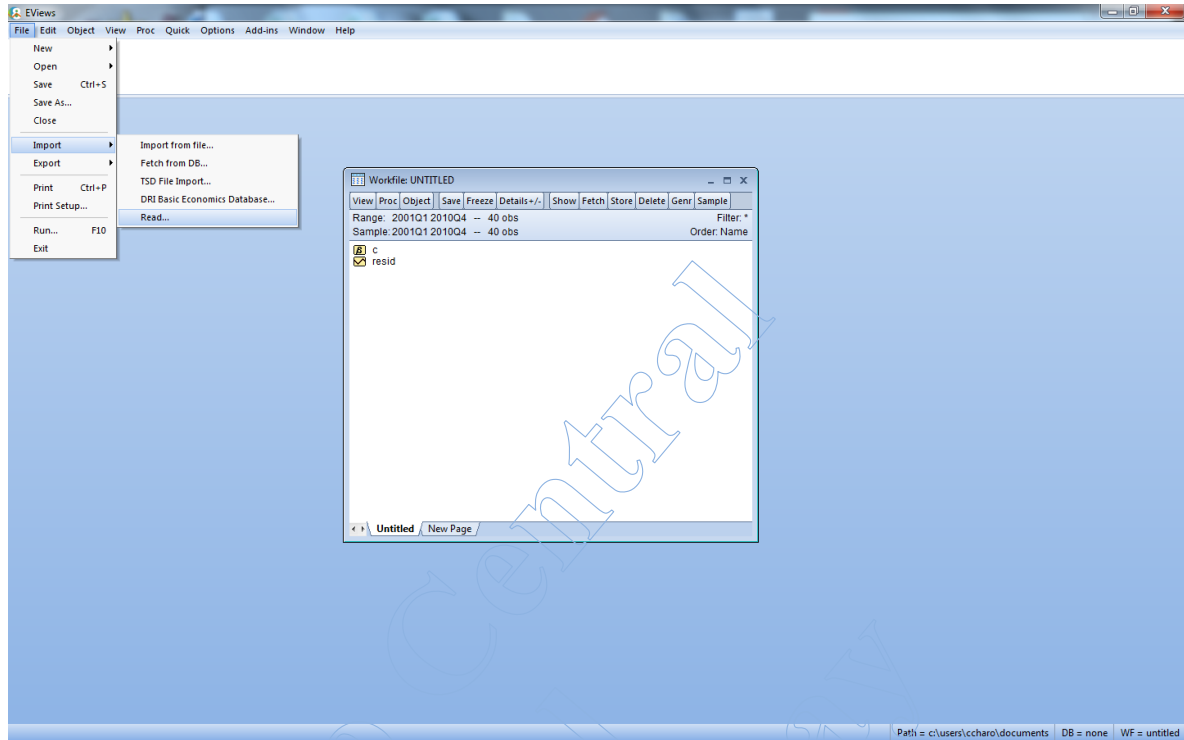
Como se puede ver en el grafico, se especifica el año y después los trimestres, es decir 1970:1 y 2007:4. Los datos trimestrales se especifican del uno al cuatro, separado de dos puntos del año del inicio.

Al realizar estos pasos usted ha creado un documento nuevo de trabajo, la ventana que se le presentara es la siguiente:



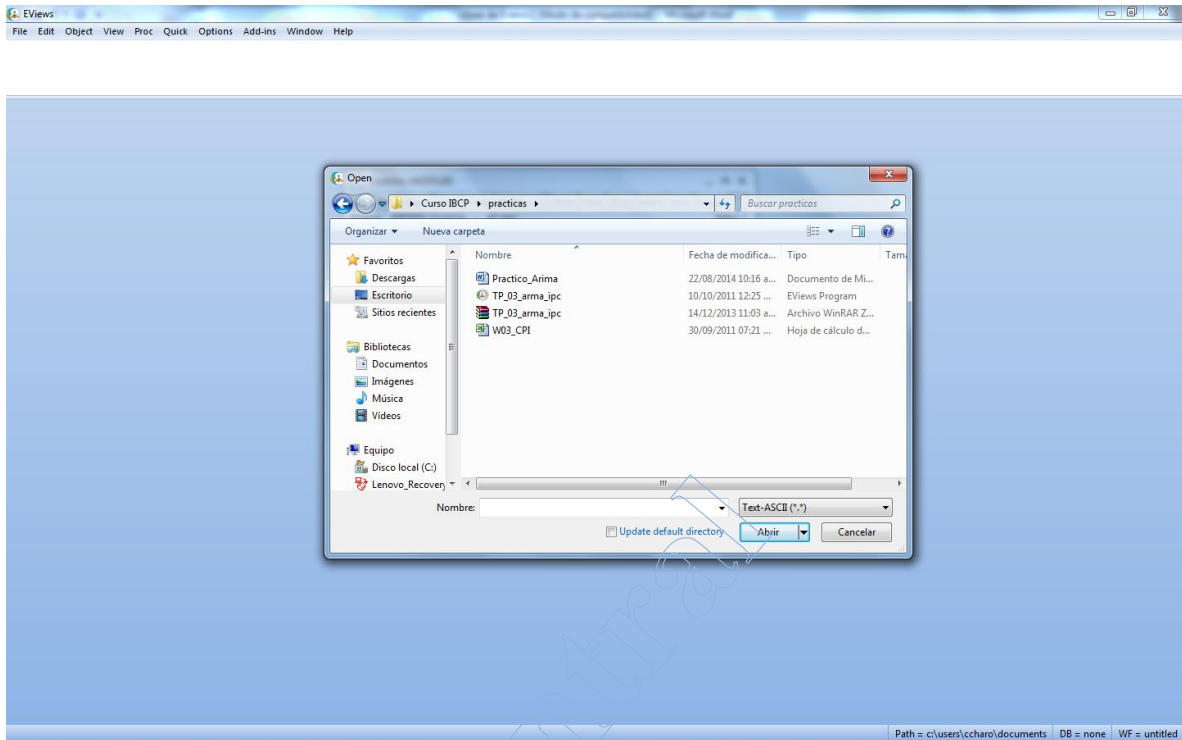
Paso 2. Importar los datos de Excel.

Cuando deseen importar datos, es importante mencionar que existen varios métodos. Uno de los más simples es el siguiente (en clase veremos otro):

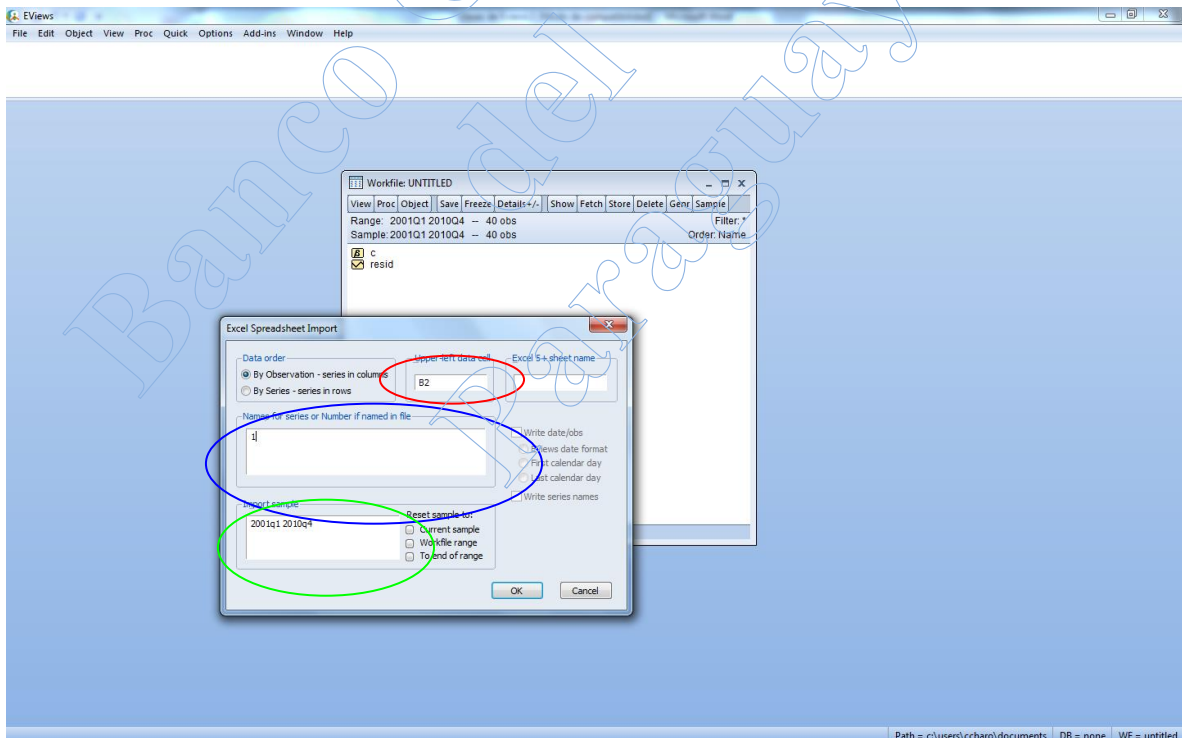


Se selecciona **File**, al hacerlo, vemos existen una gran variedad de opciones. Elegimos **Import**. El siguiente paso es determinar en que formato se encuentra nuestra base de datos a importar. En este caso se encuentra en Excel, es por eso que seleccionamos **Read**.

Una vez seleccionado estas opciones, se nos presentara esta ventana, la cual es bastante conocida por todos debido a que no es exclusiva de Eviews:

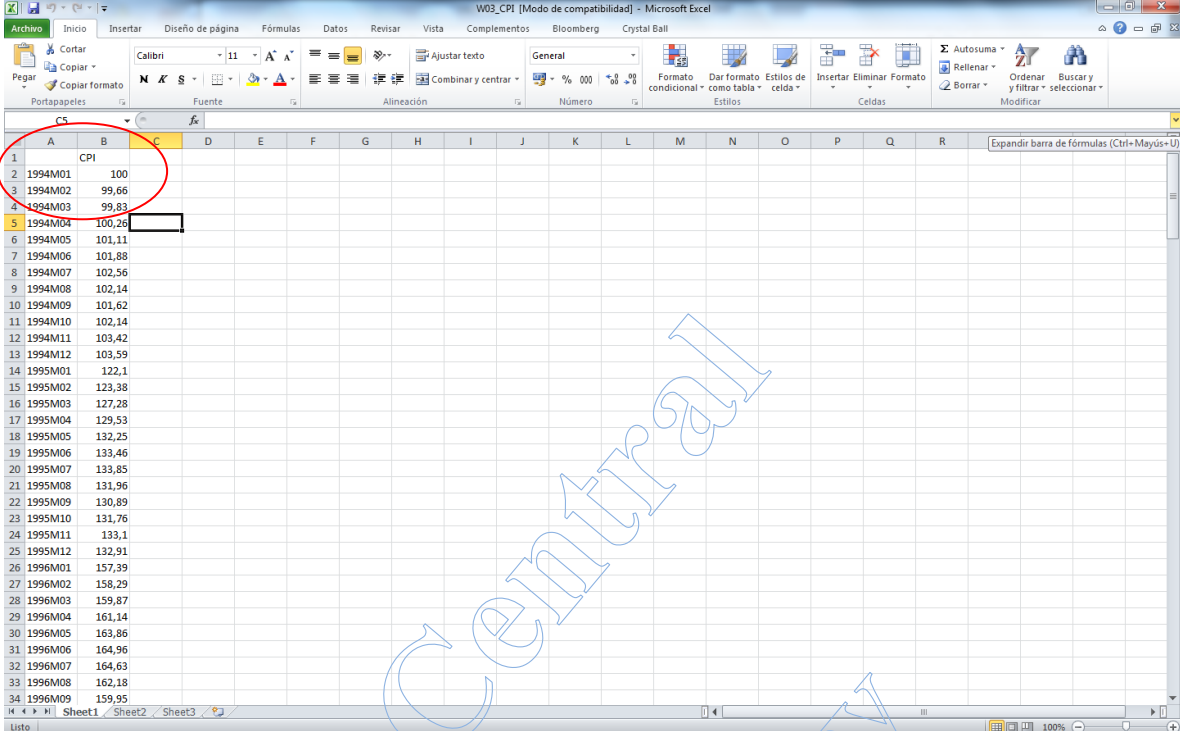


En esta ventana deben seleccionar el archivo donde guardan la base de datos a ser utilizada en la investigación. Simplemente la seleccionan y le dan abrir.



Una vez que han presionado abrir, inmediatamente aparece esta ventana en EViews. Esta ventana que se ha abierto debe ser completada de acuerdo a la base de datos que se posee en Excel.

Lo primero que deben completar es en que celda empieza la primera observación de la primera serie a ser importada. En este caso la primera observación se encuentra en la celda B2 como vemos en el grafico de Excel.



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1		CPI																
2	1994M01	100																
3	1994M02	99,66																
4	1994M03	99,83																
5	1994M04	100,26																
6	1994M05	101,11																
7	1994M06	101,88																
8	1994M07	102,56																
9	1994M08	102,14																
10	1994M09	101,62																
11	1994M10	102,14																
12	1994M11	103,42																
13	1994M12	103,59																
14	1995M01	122,1																
15	1995M02	123,38																
16	1995M03	127,28																
17	1995M04	129,53																
18	1995M05	132,25																
19	1995M06	133,46																
20	1995M07	133,85																
21	1995M08	131,96																
22	1995M09	130,89																
23	1995M10	131,76																
24	1995M11	133,1																
25	1995M12	132,91																
26	1996M01	157,39																
27	1996M02	158,29																
28	1996M03	159,87																
29	1996M04	161,14																
30	1996M05	163,86																
31	1996M06	164,96																
32	1996M07	164,63																
33	1996M08	162,18																
34	1996M09	159,95																

Lo segundo que se debería completar es el nombre de las series, es decir, el espacio marcado con el círculo azul en el grafico de la ventana para importar datos. Este espacio puede completarse ya sea con el nombre de las series que se quieren importar o con el número de columnas que se quieren importar, en este ejemplo se pondría el número 1.

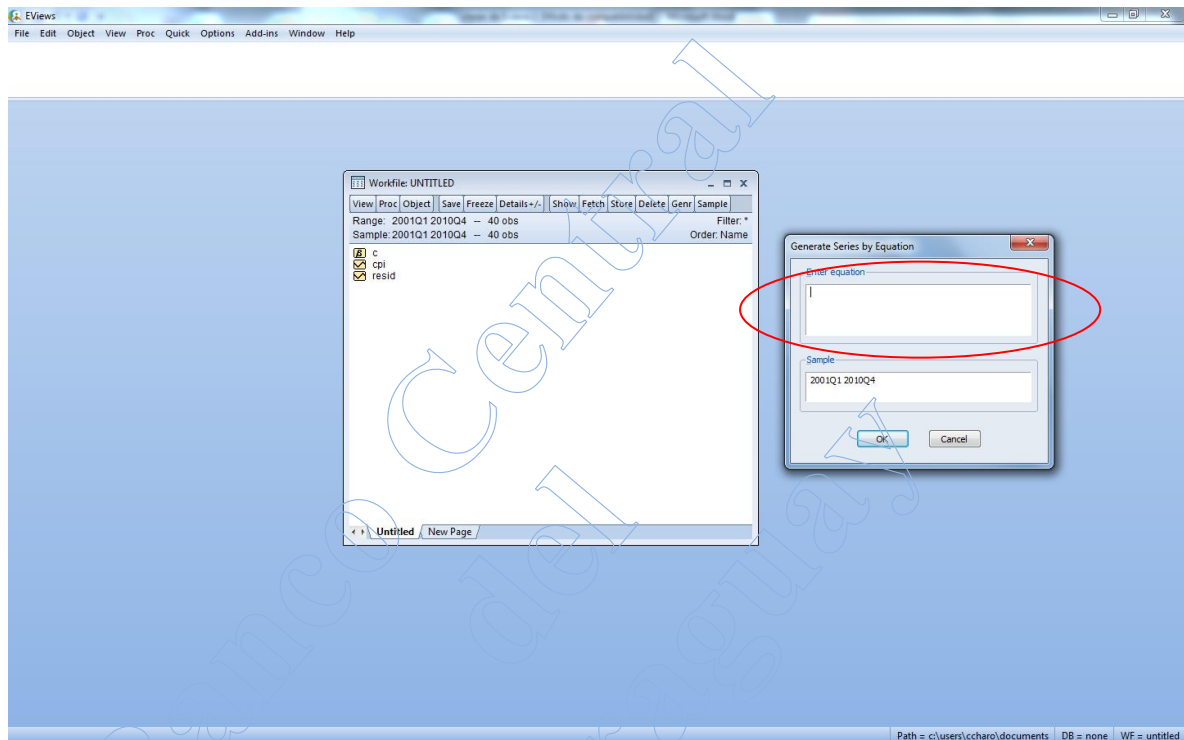
Es importante mencionar que el número de columnas a ser incluidas debe ser contado desde la celda que se ha marcado como la primera observación, en este caso desde la celda B2.

Por ultimo, se debe especificar el periodo de tiempo de las series, esto se realiza en el espacio marcado con el círculo verde y de la misma forma que se ha explicado anteriormente.

Una vez hecho todo esto, se han importado las series que se desean investigar y el documento de trabajo esta listo. Una recomendación importante es la de comprobar si las series han sido correctamente importadas. Se sugiere el método informal del grafico para verificar si no se ha cometido un error o al menos para realizar un primer análisis visual de la serie que se pretende estudiar.

Transformación de Variables.

Una vez creadas las distintas series en el archivo de trabajo, también se pueden crear nuevas series a partir de ellas o modificar los valores de las series mediante alguna transformación. De esta forma, la transformación de variables permite especificar mediante una ecuación una serie nueva a partir de otras series que han sido creadas previamente y están almacenadas en el archivo de trabajo. El procedimiento para crear nuevas series o modificar las existentes es mediante la opción **Quick** del menú principal y a continuación **Generate Series** del menú.



- Cuando uno desea aplicar el logaritmo a una serie, en este caso, el logaritmo de la variable "X", se debe escribir la siguiente formula en el espacio marcado con el círculo rojo:

$lX = \log(X)$ \longrightarrow El lado izquierdo señala el nombre de la serie logaritmizada, que debe ser distinto al nombre de la series no logaritmizada. El lado derecho de la ecuación señala que se aplica el logaritmo (natural) de la serie de la variable en paréntesis.

- Cuando uno desea diferenciar alguna serie debe aplicar la siguiente formula en el mismo espacio marcado con un círculo rojo:

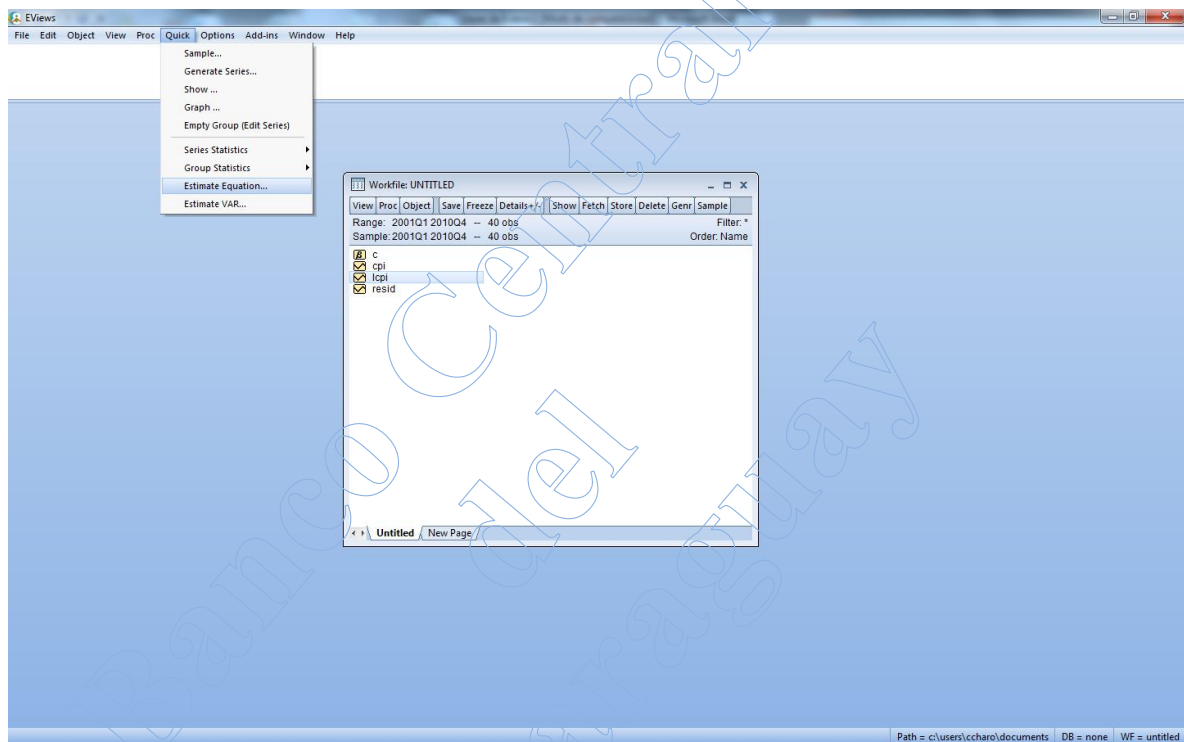
$dLX = LX - LX(-1)$ \longrightarrow La primera diferencia de una serie logaritmizada es su resta, por lo que si desean hallar la primera diferencia de una serie con respecto a su periodo anterior es esta la formula a realizar.

Una vez realizado todos estos pasos la siguiente pregunta es:

¿Como estimar una ecuación en Eviews?

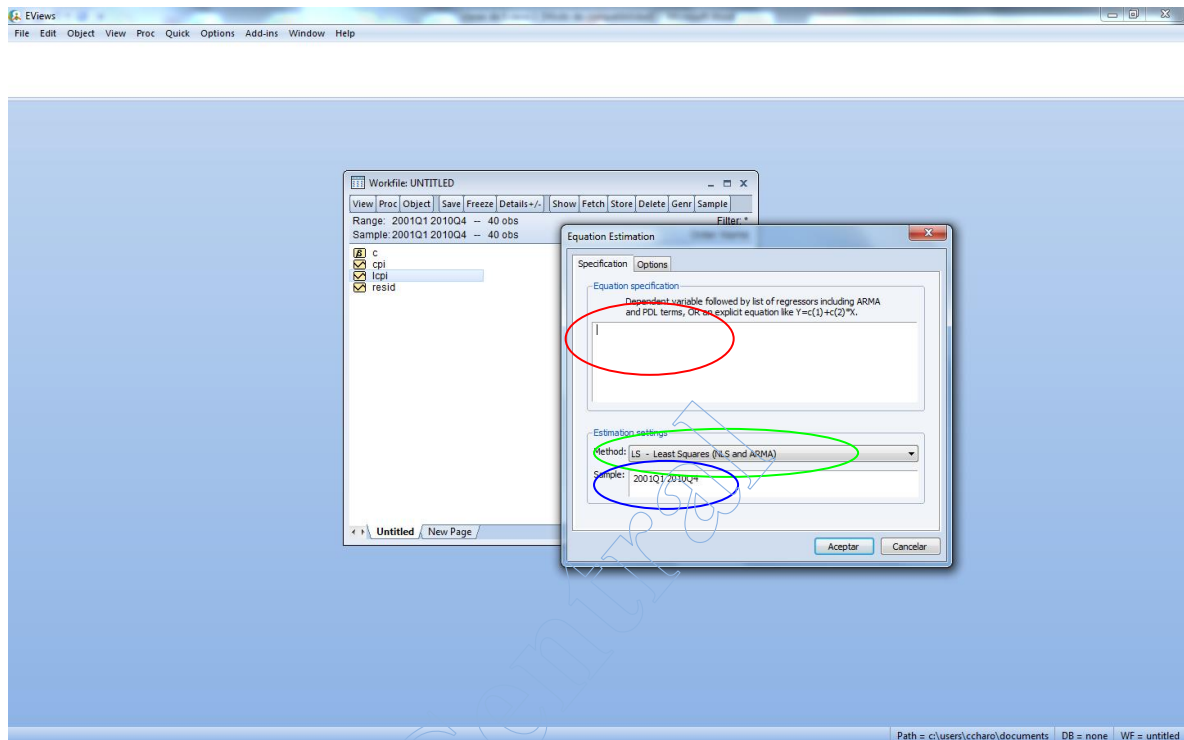
Partimos de un documento que ha sido elaborado siguiendo cada uno de los pasos propuestos por este manual. El **Workfile** creado corresponde al ejercicio que realizaremos en el curso del Instituto del Banco Central del Paraguay.

Una vez que tenemos claro cuál es el modelo que queremos estimar, procedemos a seleccionar **QUICK** y luego **ESTIMATE EQUATION**.



Es importante mencionar que si uno le da click derecho al mouse sobre la variable de interés, Eviews nos ofrece una serie de opciones para abrir las variables seleccionadas, ya sea como grupo o como ecuación, esta segunda opción es la que nos interesa, debido a que nos da la posibilidad de representar estas variables como una ecuación donde la primera variable seleccionada será la variable dependiente. En el caso de las demás opciones, por el momento no serán explicadas por considerarse fuera del programa a desarrollar.

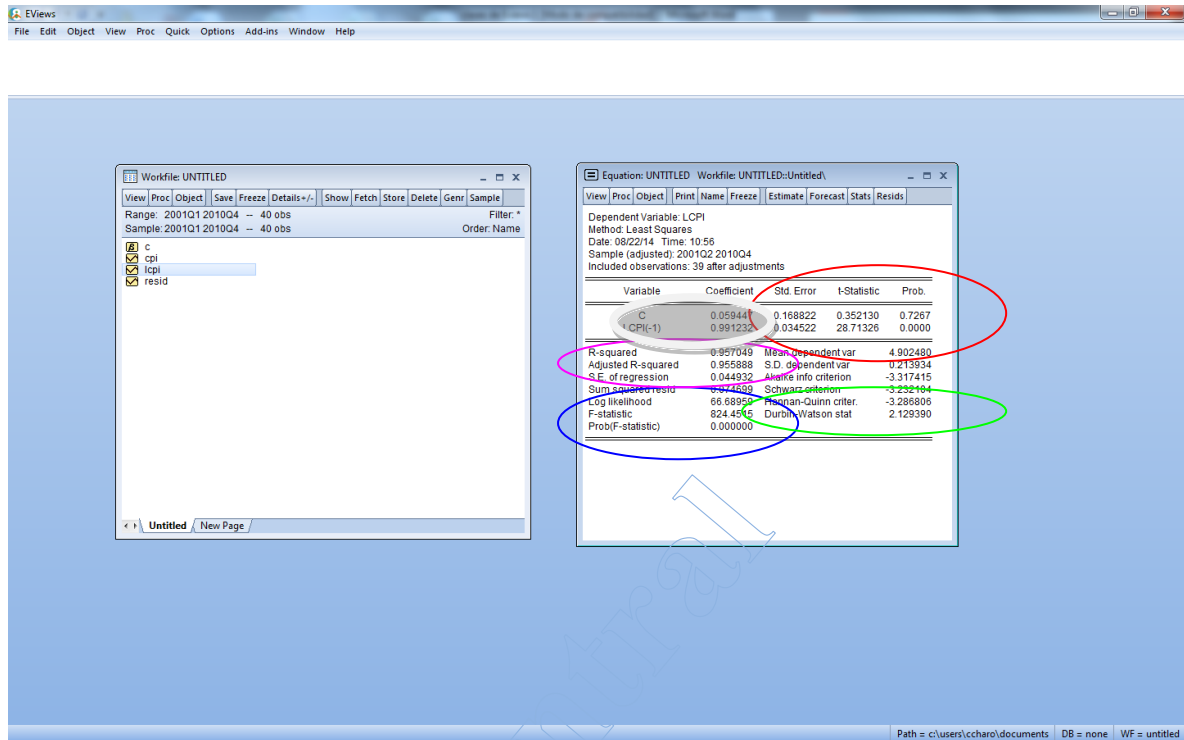
Una vez seleccionado esto aparecerá una nueva ventana, como esta:



El círculo rojo muestra donde debemos especificar nuestro modelo en Eviews. Cabe mencionar que la variable dependiente debe ser la primera variable seleccionada, seguida de las variables explicativas. Es muy importante verificar la ecuación siempre antes de estimar.

El espacio señalado con un círculo verde, es el método utilizado, en su caso debe ser el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios o Least Squares. El círculo azul representa el periodo de tiempo a ser analizado. Si esta de acuerdo con estos tres puntos puede apretar **OK**.

Al darle **OK**, Eviews estimará la ecuación especificada por usted y le reportará esta ventana:



Esta ventana representa los resultados de la estimación realizada según la ecuación especificada anteriormente, donde tenemos:

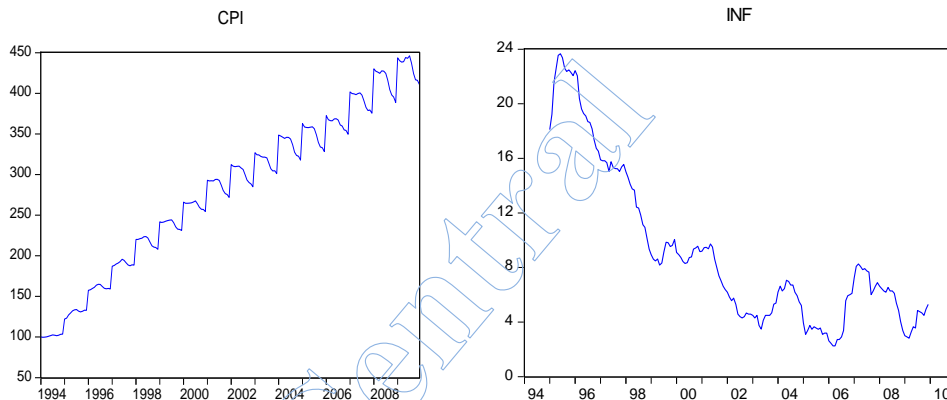
- Significancia individual de cada coeficiente (circulo rojo).
- Significancia Global del modelo. (Círculo azul).
- Durbin-Watson (circulo verde)-(autocorrelación). Ver clase de autocorrelación para saber cuando se utiliza.
- R^2 y el R^2 ajustado (circulo fucsia).
- Los coeficientes con sus respectivos signos. (Circulo oscuro).

Estos resultados marcados son algunos de los resultados reportados por EViews, si bien existen varios mas, creo son los primeros que se debería fijar el investigador. Una vez que hemos estimado y controlado todo lo citado anteriormente y corregido si es posible, debemos realizar tests para comprobar si es el mejor modelo o no.

Taller sobre las propiedades de las series de tiempo: ARIMA

1. Grafique la serie de índice de precios CPI. Haga también un gráfico de $P = (CPI/CPI(-12)-1)*100$. Discuta la estacionariedad sin mirar los datos.

Para graficar el CPI, presione la serie CPI y entonces, en la ventana que se abre, escoja **View→Graph→Ok**. Use cualquiera de las maneras aprendidas ayer para generar la variable " $P = (CPI/CPI(-12)-1)*100$ " y gráfiquela.



Note que el CPI parece seguir una tendencia creciente y no parece revertir a una media: CPI no parece ser una serie estacionaria en torno a una media. También CPI muestra estacionalidad.

De otra parte, P ha venido disminuyendo en 1994–2001, y desde entonces parece oscilar en torno a 6 por ciento: P parece ser estacionario en torno a una media desde 2002, posiblemente hubo un shock a P en el periodo 1994–1995.

2. Obtenga la función ACF y la PACF para el CPI.

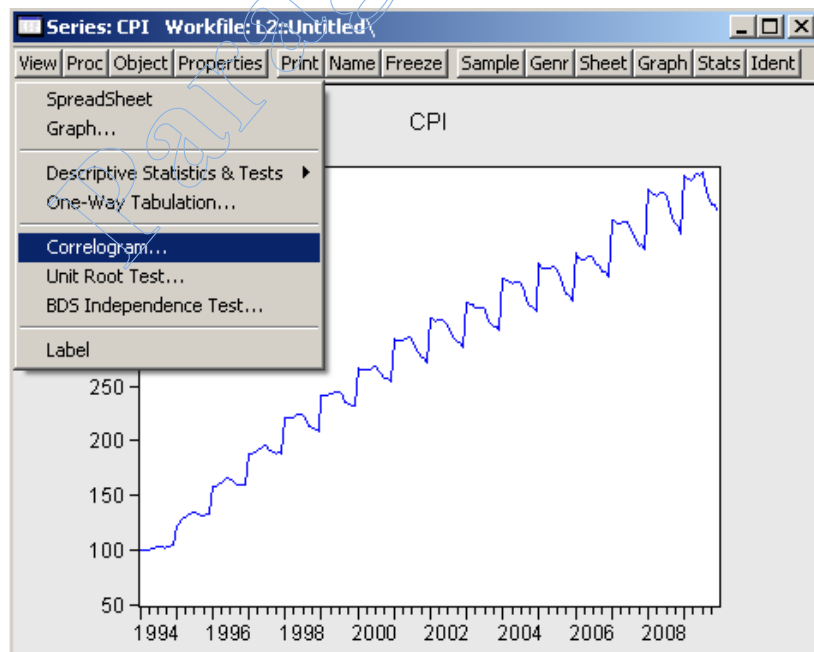
Para obtener la ACF y la PACF del CPI dele doble click a la serie CPI o vaya a la ventana con el grafico de CPI.

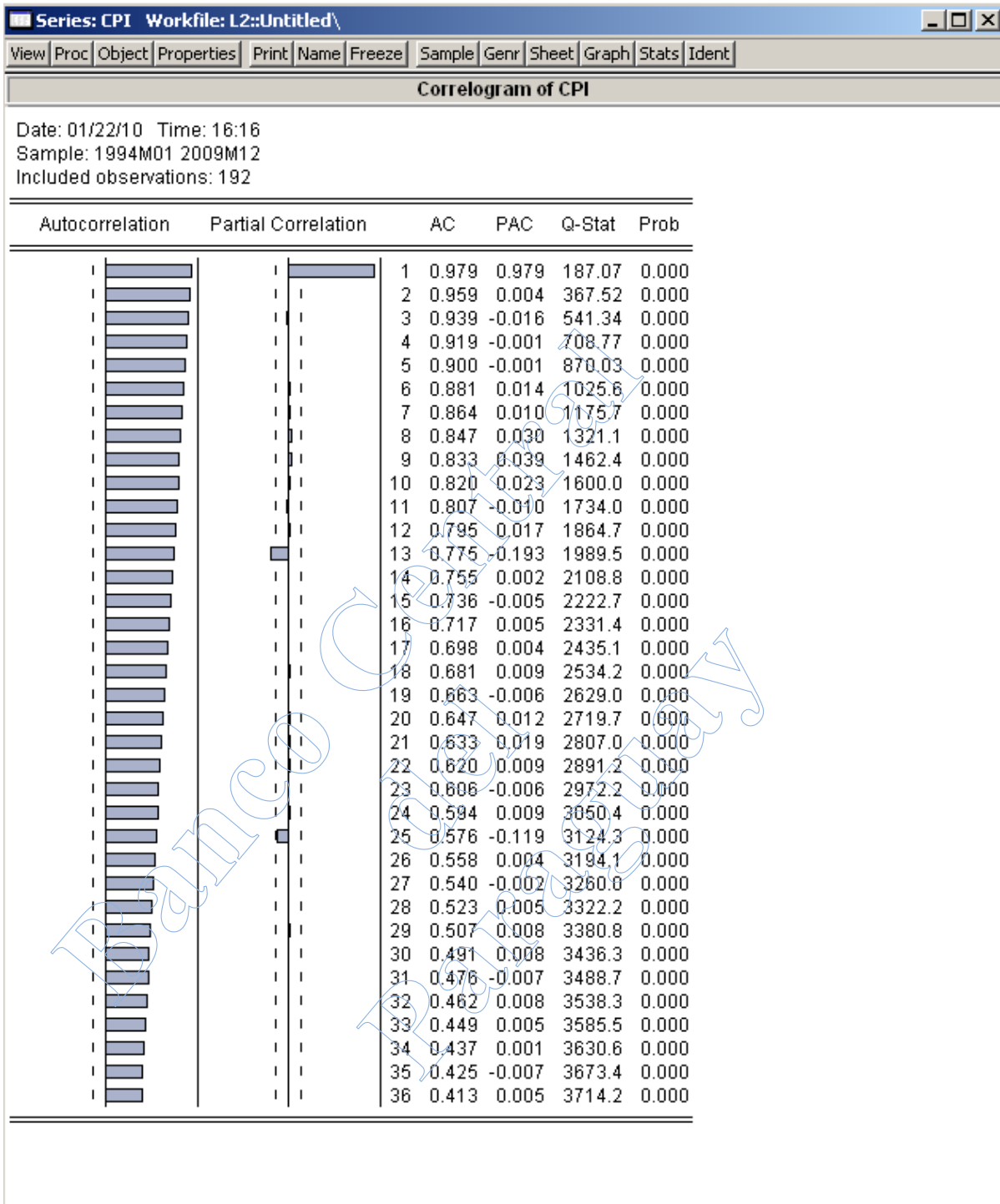
Seleccione

View→Correlogram...

Y entonces escoja 36

rezagos y "Level". En este caso vamos a ver la ACF y la PACF hasta 36 rezagos. Presione OK.

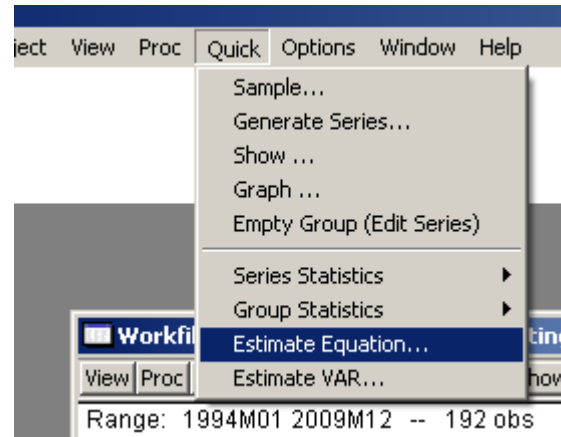




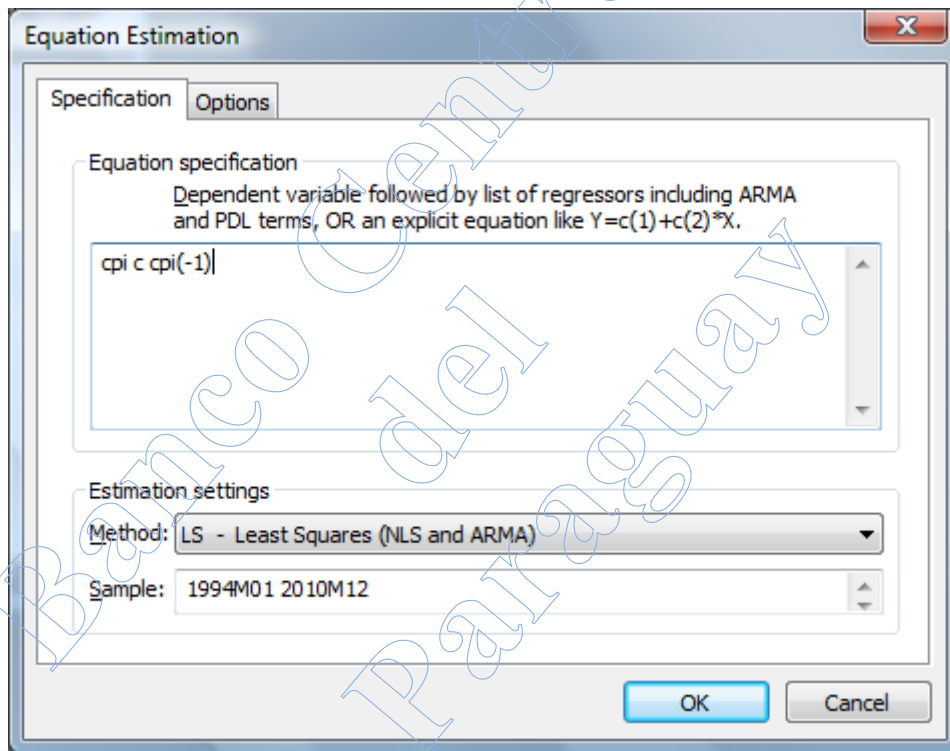
Note que la ACF decrece muy lentamente, y la PACF indica una fuerte estacionalidad mensual; de hecho, los coeficientes para los rezagos 13 y 25 de la autocorrelación parcial (esto es, un año antes) parece ser significativamente diferente de cero. CPI parece ser bien descrito ya sea por un AR con un "p" grande, o por un proceso ARMA con un "q" grande. Sin embargo, el principio de parsimonia sugiere que es mayor estimar un AR(1) en vez de un modelo MA(∞).

3. Estime un AR(1) para el CPI. Examine la estacionariedad y la presencia de estacionalidad. Obtenga las raíces del proceso y las funciones ACF y PACF empíricas.

Para estimar un AR(1) para el CPI y examinar estacionariedad, primero seleccionamos de la barra de comandos, **Quick**→**Estimate Equation**.



Entonces, en la ventana de especificación de la ecuación "Equation Specification" escribimos que queremos realizar una estimación AR(1) de la variable CPI con término constante.



Ahora presionamos OK para obtener una estimación de la constante y del coeficiente del término AR(1). Es decir, el coeficiente de la variable dependiente rezagada:

Equation: UNTITLED Workfile: UNTITLED::Lecture 2\

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

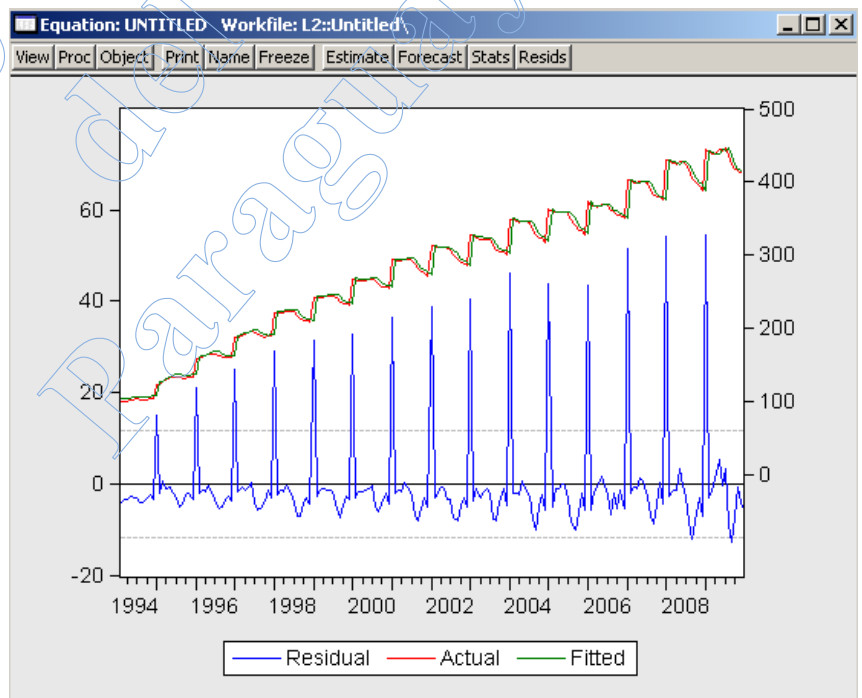
Dependent Variable: CPI
Method: Least Squares
Date: 03/23/10 Time: 06:49
Sample (adjusted): 1994M02 2009M12
Included observations: 191 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.875383	2.579397	1.890125	0.0603
CPI(-1)	0.988411	0.008680	113.8710	0.0000

R-squared	0.985633	Mean dependent var	282.1030
Adjusted R-squared	0.985557	S.D. dependent var	97.99444
S.E. of regression	11.77668	Akaike info criterion	7.780536
Sum squared resid	26212.44	Schwarz criterion	7.814591
Log likelihood	-741.0411	Hannan-Quinn criter.	7.794330
F-statistic	12966.60	Durbin-Watson stat	2.172010
Prob(F-statistic)	0.000000		

El coeficiente AR(1) es muy cercano a 1, lo que apoya nuestra primera impresión gráfica de que el CPI no es estacionario.

Para ver los residuos oprimimos el botón sobre **Resids** en la ventana de resultados (en la parte superior derecha de la barra de control). El gráfico de los residuos muestra que estos no son independientes e idénticamente distribuidos: su varianza parece crecer con el tiempo y parecen estar correlacionados, lo que se relaciona con la fuerte estacionalidad que se observaba en el gráfico del índice de precios (CPI).

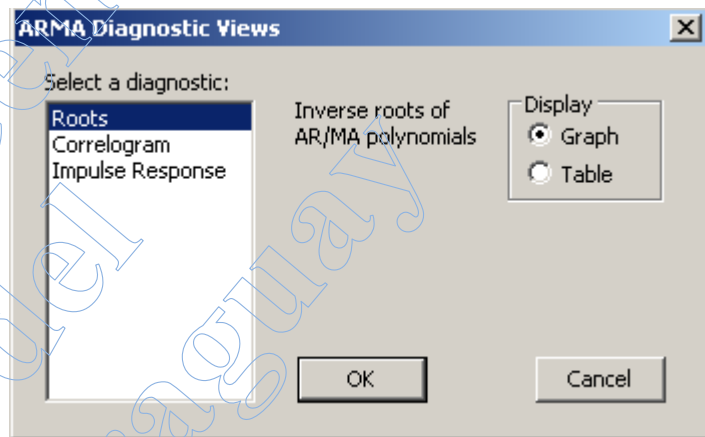


Con el fin de analizar más la estacionariedad del modelo, miramos la estructura ARMA del modelo, de **View** → **ARMA Structure**:

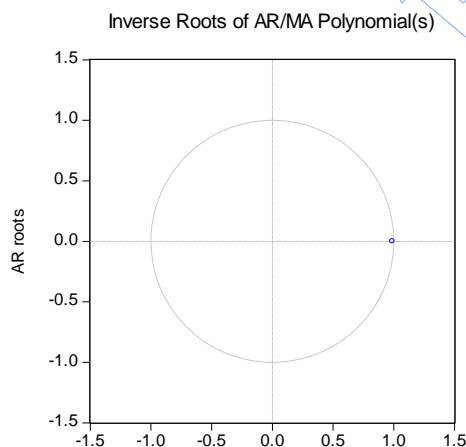
Equation: UNTITLED Workfile: L2::Untitled\				
View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids				
Representations				
Estimation Output				
Actual,Fitted,Residual				
ARMA Structure...	2009M12			
Gradients and Derivatives	iter adjustments			
Covariance Matrix	iterations			
Coefficient Tests	efficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Residual Tests				
Stability Tests	0.6972	128.2067	3.281399	0.0012
	988411	0.008680	113.8710	0.0000
Label				
R-squared	0.985633	Mean dependent var		282.1030
Adjusted R-squared	0.985557	S.D. dependent var		97.99444
S.E. of regression	11.77668	Akaike info criterion		7.780536
Sum squared resid	26212.44	Schwarz criterion		7.814591
Log likelihood	-741.0411	Hannan-Quinn criter.		7.794330
F-statistic	12966.60	Durbin-Watson stat		2.172010
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.99			

Al seguir las opciones que aparecen por defecto, primero escogemos **ROOTS, GRAPH** y OK, para obtener un gráfico del círculo unitario y la posición de la raíz.

En el gráfico del círculo imaginario de una unidad se ve un punto, lo que indica la raíz estimada del modelo.

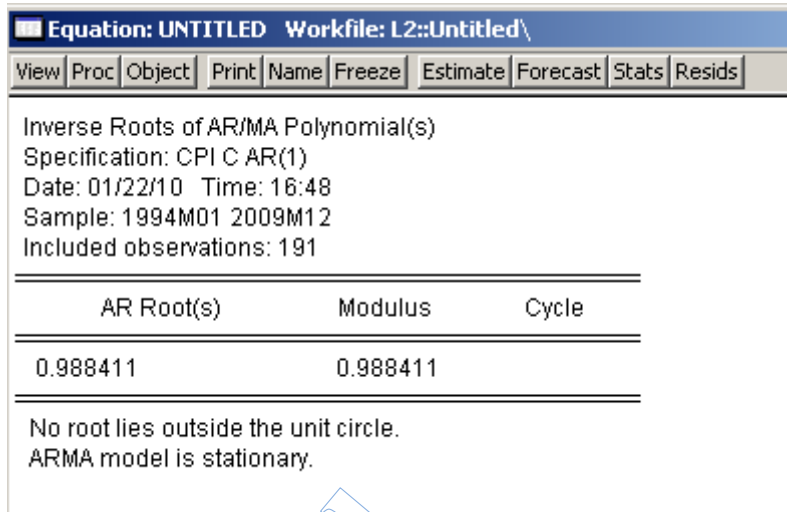


Podemos ver que la raíz está dentro del círculo unitario, es decir, el modelo es estable matemáticamente.



Si volvemos a **View → ARMA Structure → Roots**, y usted escoge **TABLE** en vez de gráfico **GRAPH**, obtendrá la raíz y su módulo. Dado que la raíz es racional (no es un número complejo), la raíz y su módulo son iguales.

La raíz del modelo es muy cercana a uno 1, el hecho de que el modelo es matemáticamente estable no significa que un proceso estacionario sea el más adecuado para describir los datos. Para ilustrar esto, podemos graficar un intervalo de confianza al 95% en torno a los coeficientes. Seleccionamos **View** → **Coefficient Tests** → **Confidence Ellipse...**



Equation: UNTITLED Workfile: L2::Untitled\

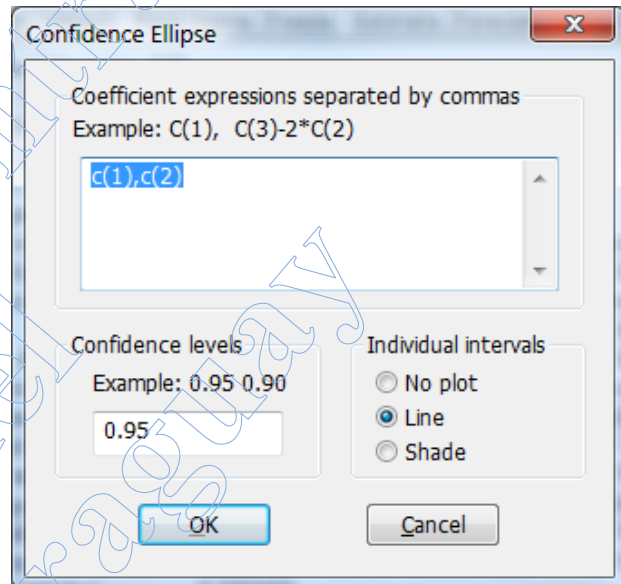
View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Inverse Roots of AR/MA Polynomial(s)
Specification: CPI C AR(1)
Date: 01/22/10 Time: 16:48
Sample: 1994M01 2009M12
Included observations: 191

AR Root(s)	Modulus	Cycle
0.988411	0.988411	

No root lies outside the unit circle.
ARMA model is stationary.

Al presionar OK, obtenemos un diagrama de 2 dimensiones con un intervalo en forma de elipse, al 95 por ciento de confianza, en torno a los coeficientes estimados:



Confidence Ellipse

Coefficient expressions separated by commas
Example: C(1), C(3)-2*C(2)

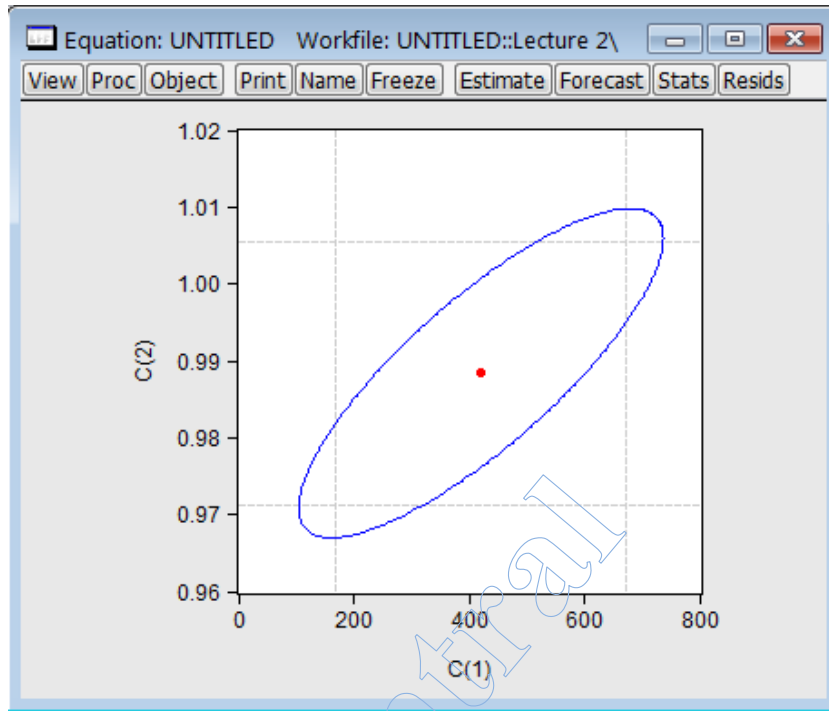
c(1),c(2)

Confidence levels
Example: 0.95 0.90
0.95

Individual intervals
 No plot
 Line
 Shade

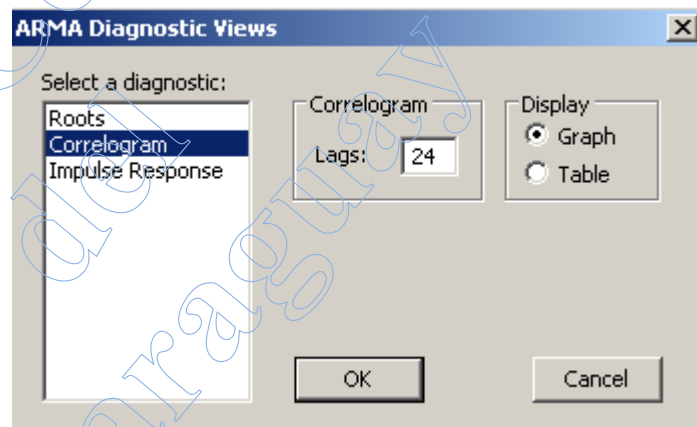
OK Cancel

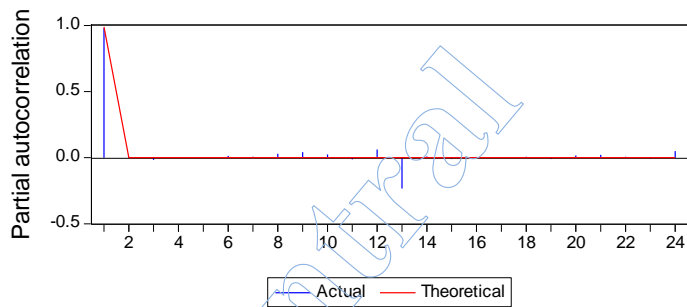
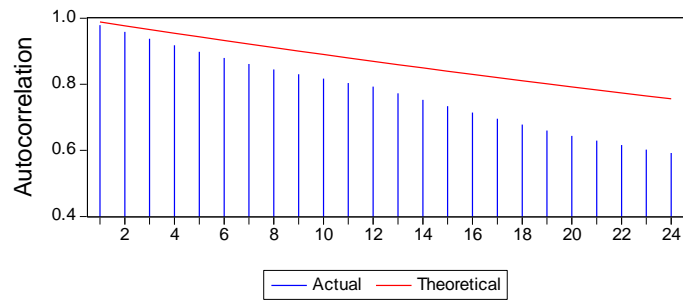
Banco Central del Paraguay



Como podemos ver, no podemos tener total certidumbre de que el coeficiente C(1) no es diferente de 1.

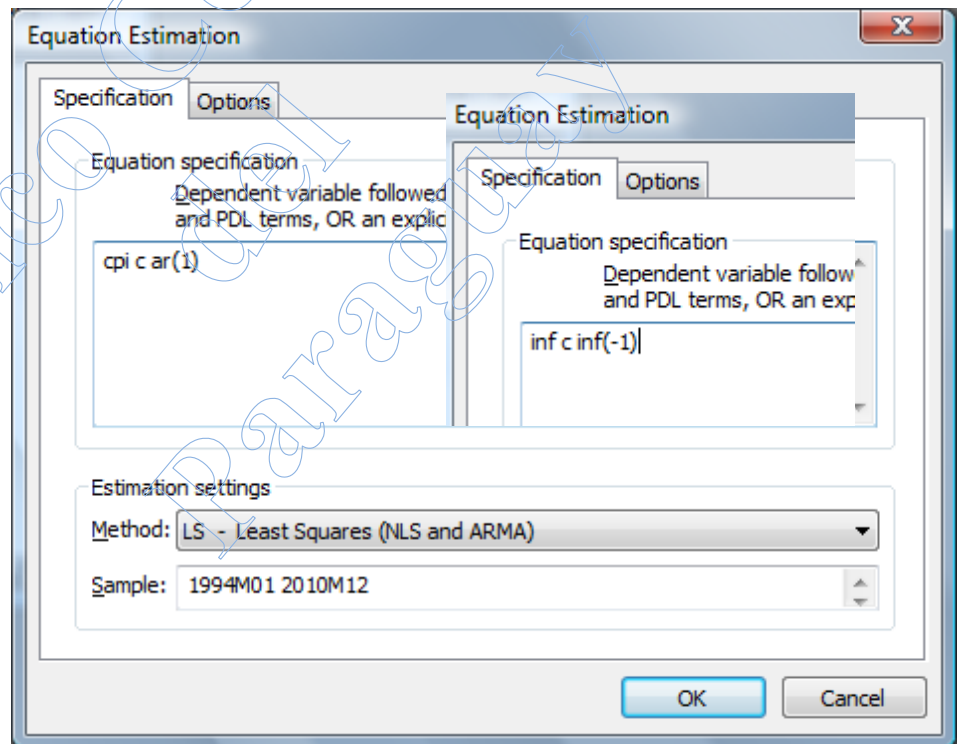
Si ahora seleccionamos **ARMA Structure** → **Correlogram**... obtenemos el ACF y PACF teórico en contraposición al estimado ACF and PACF.





Antes de pasar a la siguiente pregunta, note que podemos obtener los mismos resultados aun si especificamos el modelo AR de una manera diferente. Esto es, especificando que los términos de error siguen un proceso AR(1). Así, seleccione de nuevo

Quick→Estimate Equation, y en la



ventana de estimación escriba **CPI C AR(1)**, lo que le ordena a Eviews a incluir un término de error que sigue un proceso AR(1). Usted notara que el término autoregresivos es igual en los dos modelos, la única diferencia aparece en la constante estimada. Específicamente, la constante del primer modelo es igual a la constante del segundo modelo, dividido por 1 menos el coeficiente auto-regresivo.

$$c_1 = \frac{c_2}{1-\beta}$$

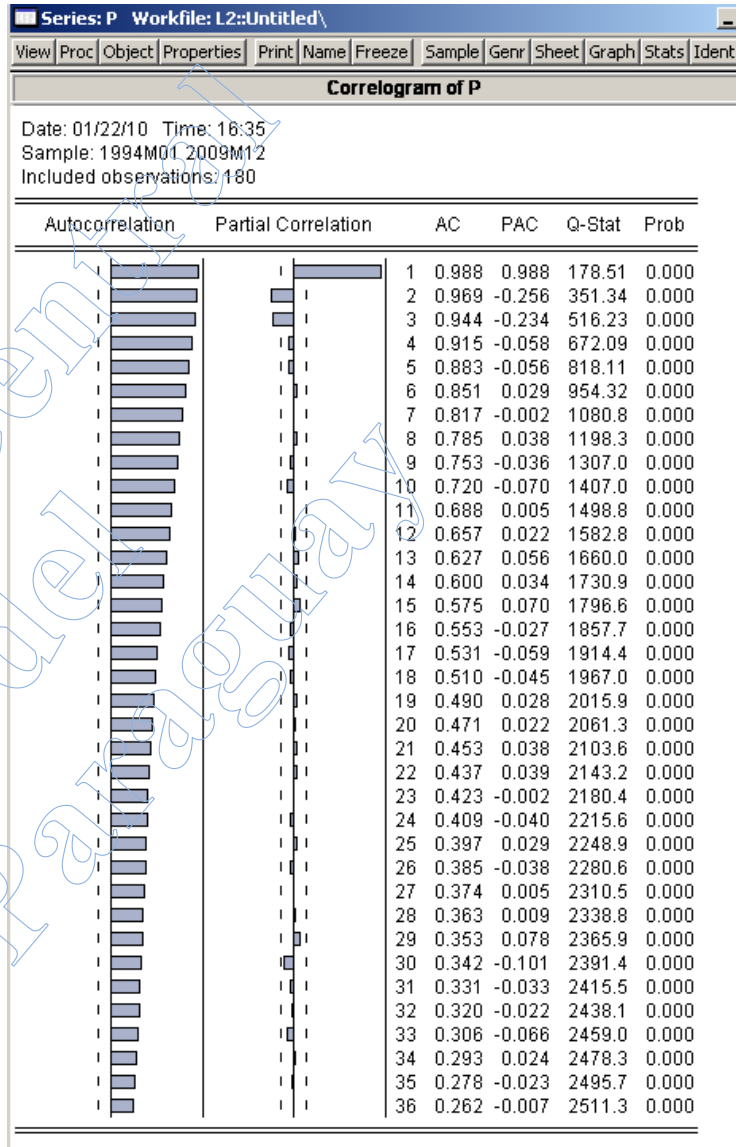
4. Repita el mismo análisis de la pregunta 3 para la inflación, es decir, la variable "P" que se construyó en la pregunta 1. Explore estimaciones de AR(1) y AR(2) para P, y escoja entre estos modelos usando los estadísticos (criterios) AIC-HQ-BIC.

Primero miremos la ACF y la PACF de P. Oprima el botón dos veces en la variable P, y seleccione **View → Correlogram...**

No hay evidencia de estacionalidad en la inflación. La reducción gradual de la ACF indica que un modelo AR con por lo menos 1 rezago, podría describir apropiadamente P. En realidad, la función PACF, con valores significativamente diferentes de cero hasta el tercer rezago, sugiere que la mejor descripción de la inflación podría ser con un AR(2) o un AR(3).

Comencemos estimando un AR(1): regrese a **Quick → Estimate Equation** y escriba la ecuación AR(1) para la variable P.

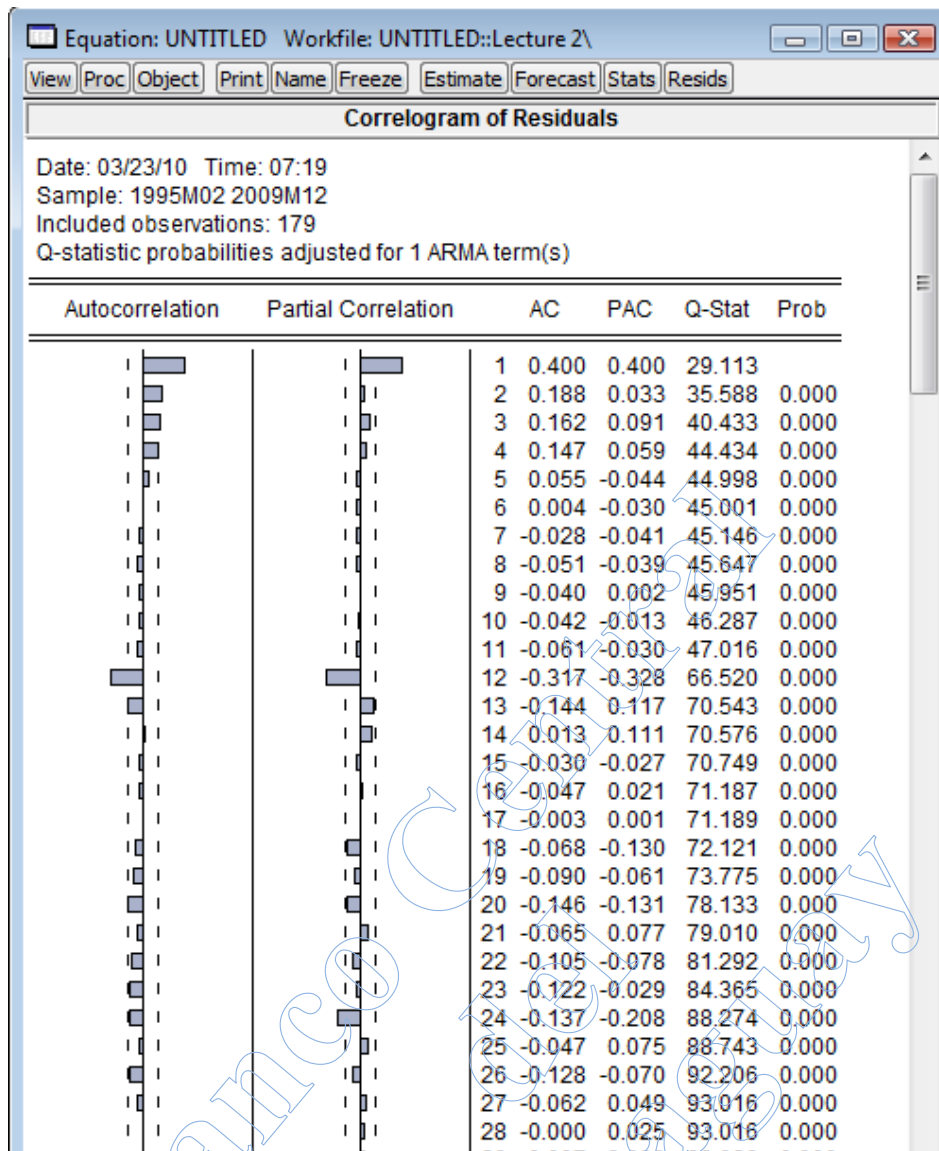
El coeficiente de inflación continúa muy cerca de 1. De la siguiente tabla, usted puede ver que el coeficiente autoregresivo es cercano a 1., lo que ayuda a explicar la gran persistencia de la función ACF. Ahora miremos el correlograma de los residuos:



Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.021251	0.073942	0.287395	0.7741
INF(-1)	0.989757	0.006919	143.0401	0.0000

R-squared	0.991423	Mean dependent var	8.982532
Adjusted R-squared	0.991375	S.D. dependent var	5.657978
S.E. of regression	0.525464	Akaike info criterion	1.562040
Sum squared resid	48.87189	Schwarz criterion	1.597653
Log likelihood	-137.8026	Hannan-Quinn criter.	1.576481
F-statistic	20460.48	Durbin-Watson stat	1.162979
Prob(F-statistic)	0.000000		

Ahora grafiquemos las funciones ACF y PACF de los residuos.



Los residuos del proceso AR(1) muestran auto-correlación, hasta el rezago 12 y el estadístico Q indica que se puede rechazar la hipótesis de que los residuos son todos conjuntamente igual a cero hasta el rezago 36.

Ahora estimemos un modelo AR(2). Como con el modelo AR(2) se va a perder una observación extra, para garantizar que los modelos sean comparables, debemos reestimar el modelo AR(1) con 178 observaciones.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.021251	0.073942	0.287395	0.7741
INF(-1)	0.989757	0.006919	143.0401	0.0000

R-squared	0.991423	Mean dependent var	8.982532
Adjusted R-squared	0.991375	S.D. dependent var	5.657978
S.E. of regression	0.525464	Akaike info criterion	1.562040
Sum squared resid	48.87189	Schwarz criterion	1.597653
Log likelihood	-137.8026	Hannan-Quinn criter.	1.576481
F-statistic	20460.48	Durbin-Watson stat	1.162979
Prob(F-statistic)	0.000000		

Ahora podemos estimar el modelo AR(2), al seleccionar **Quick** → **Estimate Equation**, y escribir el modelo AR(2).

Equation Estimation

Specification Options

Equation specification
Dependent variable followed by list of regressors including ARMA and PDL terms, OR an explicit equation like $Y=c(1)+c(2)*X$.

p c ar(1) ar(2)

Estimation settings

Method: LS - Least Squares (NLS and ARMA)

Sample: 1994M01 2010M12

OK Cancel

Equation: UNTITLED Workfile: UNTITLED::Lecture 2\

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: INF
Method: Least Squares
Date: 03/23/10 Time: 07:25
Sample (adjusted): 1995M03 2009M12
Included observations: 178 after adjustments
Convergence achieved after 4 iterations

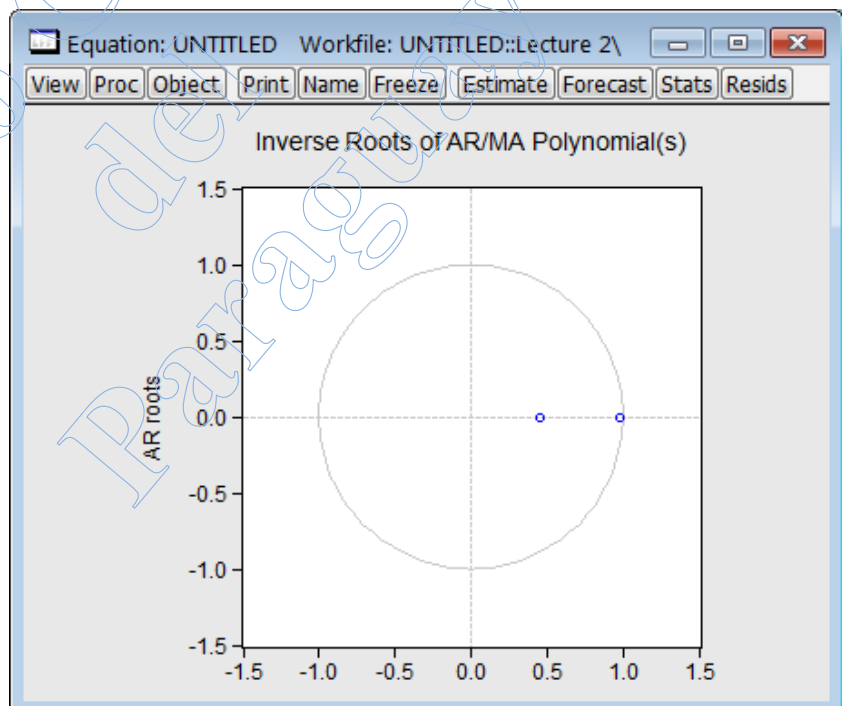
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.877493	3.760553	1.297015	0.1963
AR(1)	1.391084	0.067790	20.52034	0.0000
AR(2)	-0.402824	0.067405	-5.976211	0.0000

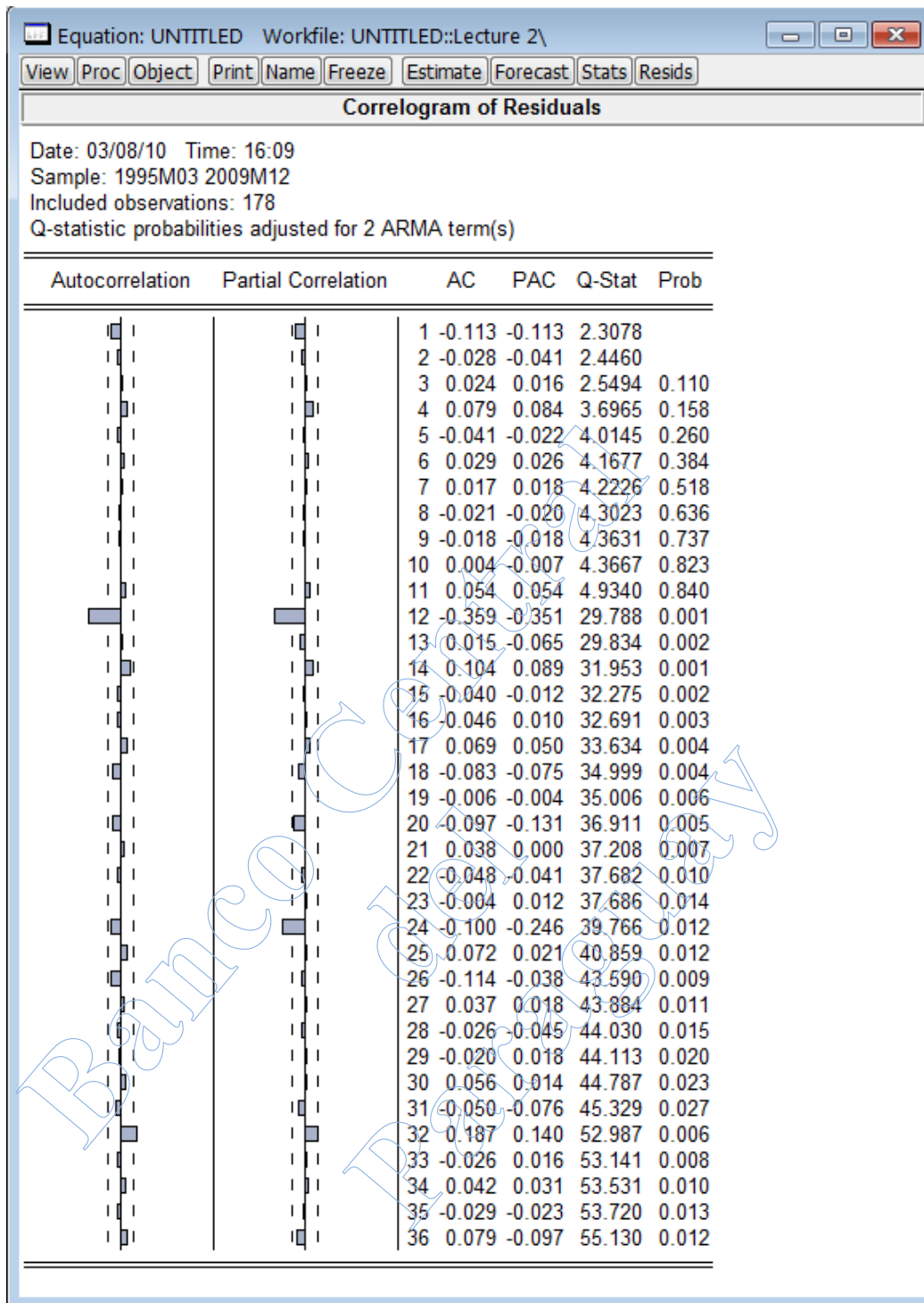
R-squared	0.992995	Mean dependent var	8.924990
Adjusted R-squared	0.992914	S.D. dependent var	5.621168
S.E. of regression	0.473164	Akaike info criterion	1.357962
Sum squared resid	39.17976	Schwarz criterion	1.411587
Log likelihood	-117.8586	Hannan-Quinn criter.	1.379708
F-statistic	12402.79	Durbin-Watson stat	2.068178
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.98	.41
-------------------	-----	-----

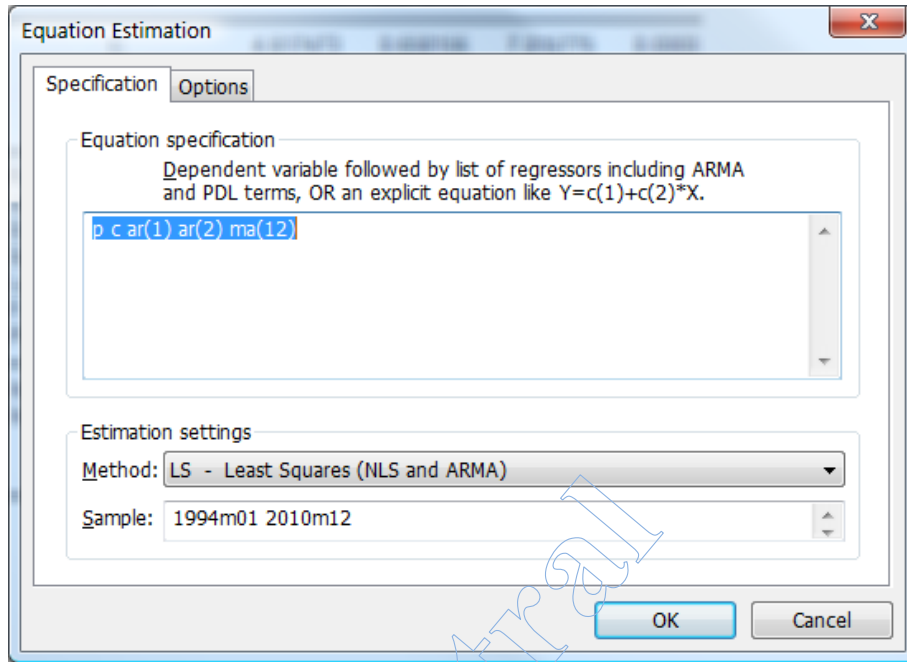
Los dos coeficientes en el modelo AR(2) son significativamente diferentes de cero. Más aun, la inspección de las raíces de la ecuación en diferencias indica que el modelo es estacionario matemáticamente. Sin embargo, una de las raíces está muy cerca de 1.

El correlograma de los residuos del AR(2) parecen ser ruido blanco, sin embargo hay evidencia de que el rezago 12 es significativamente diferente de cero.





Finalmente, estimamos un AR(2) con un componente MA en el rezago 12. Llamemoslo un ARMA(2,[12]). Hacemos esto especificando:



Equation: UNTITLED Workfile: UNTITLED::Lecture 2\

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: INF
 Method: Least Squares
 Date: 03/23/10 Time: 07:28
 Sample (adjusted): 1995M03 2009M12
 Included observations: 178 after adjustments
 Convergence achieved after 26 iterations
 MA Backcast: 1994M03 1995M02

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.340655	0.674287	6.437402	0.0000
AR(1)	1.283208	0.071461	17.95685	0.0000
AR(2)	-0.301647	0.069785	-4.322537	0.0000
MA(12)	-0.885444	0.018797	-47.10529	0.0000

R-squared	0.995240	Mean dependent var	8.924990
Adjusted R-squared	0.995158	S.D. dependent var	5.621168
S.E. of regression	0.391135	Akaike info criterion	0.982688
Sum squared resid	26.61968	Schwarz criterion	1.054189
Log likelihood	-83.45925	Hannan-Quinn criter.	1.011684
F-statistic	12127.73	Durbin-Watson stat	1.976352
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.97	.31		
Inverted MA Roots	.99	.86-.49i	.86+.49i	.49-.86i
	.49+.86i	.00+.99i	-.00-.99i	-.49+.86i
	-.49-.86i	-.86+.49i	-.86-.49i	-.99

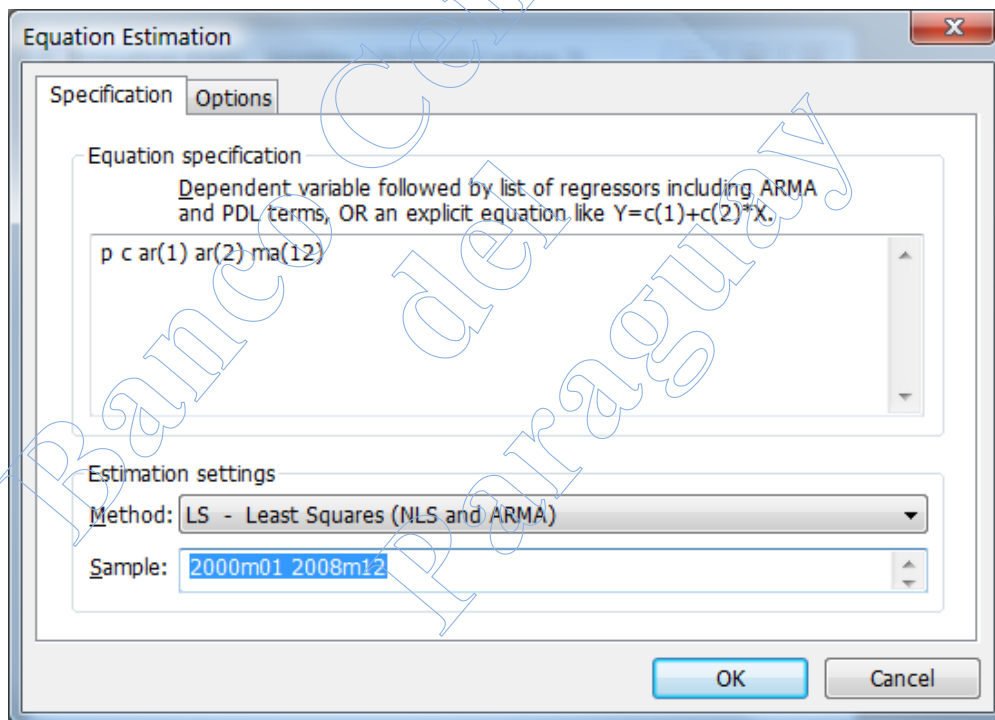
El resultado de la estimación es:

Entonces, podemos comparar y escoger el mejor modelo usando alguno de los criterios AIC-HQ-BIC.

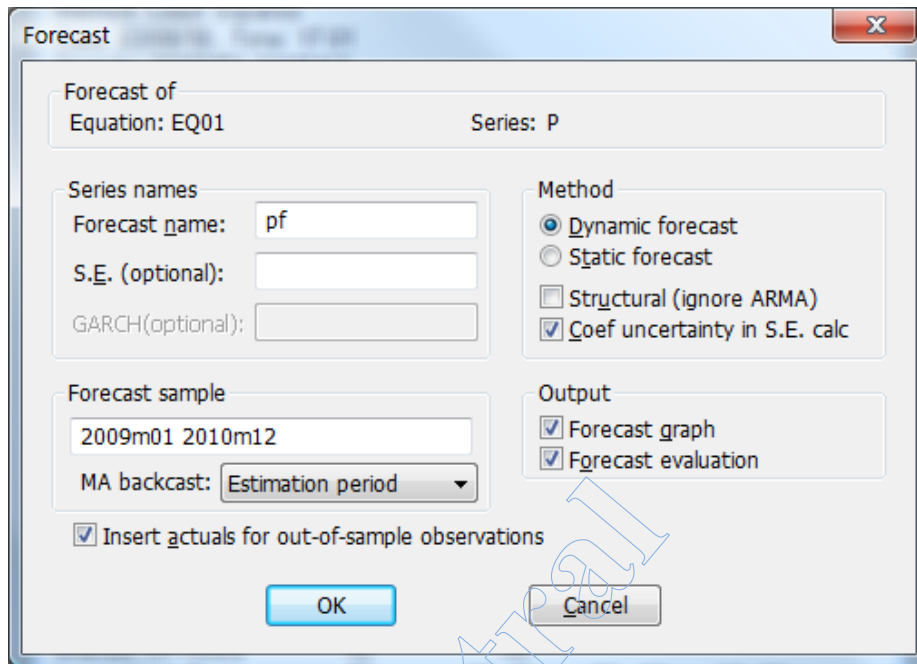
Model	AIC	HQ	BIC
AR(1)	1.562040	1.576481	1.597653
AR(2)	1.357962	1.379708	1.411587
ARMA(2,[12])	0.982688	1.011684	1.054189

5. Escoja el mejor modelo que obtuvo en la pregunta 4 y estímelo de nuevo para el subperiodo 2000M1–2008M12. Use esas estimaciones para producir proyecciones para el 2009. Compare estas proyecciones con la inflación realmente observada y calcule el error cuadrado medio MSE.

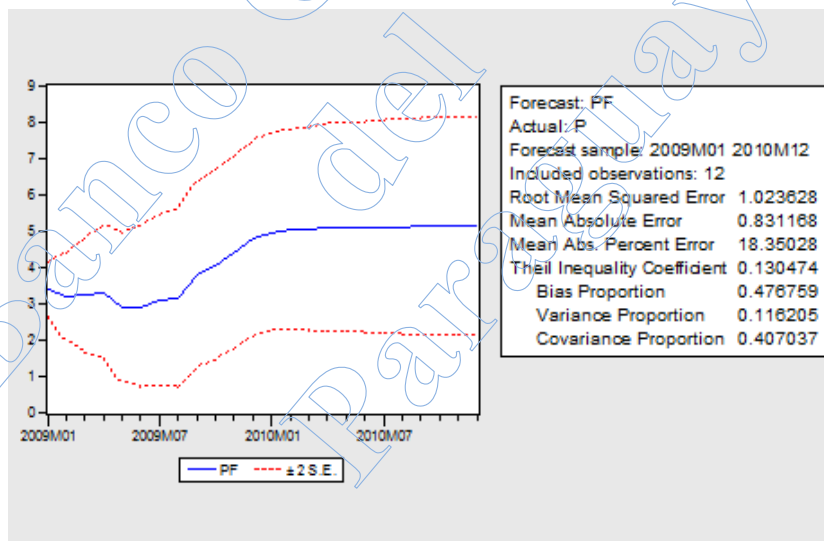
Usemos el ARMA(2,[12]), y estimémoslo para el periodo 2000M1–2008M12. Haga esto especificando el periodo muestral en la ventana de estimación de la ecuación:



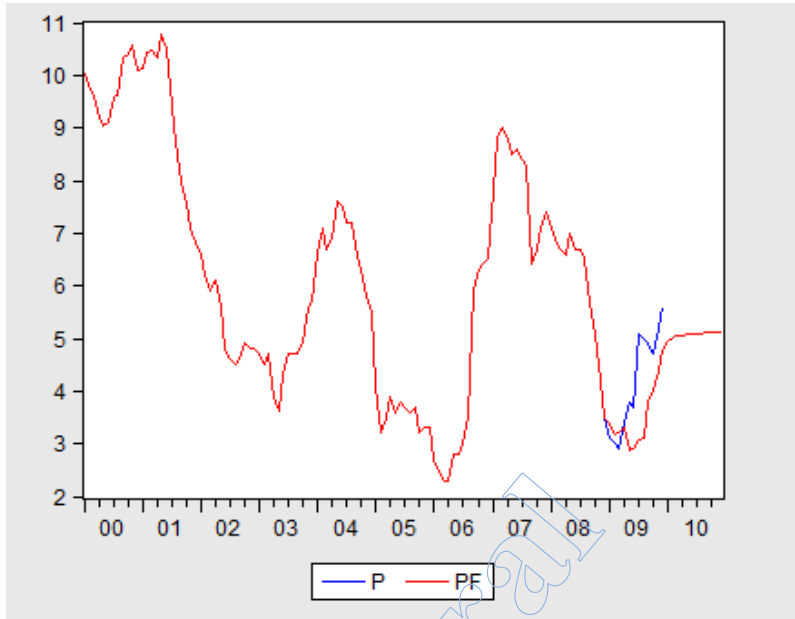
De la ventana de estimación, podemos seleccionar **FORECASTS**. En la ventana que aparece, podemos indicar que el periodo de la proyección es 2009M1–2010M12. Usemos el método dinámico de proyección, el cual es el mismo que se explicó en la clase.



En la medida en que la proyección se aproxime el horizonte hacia la media de la serie y los errores estándar se vuelvan constantes. También, podemos ver que para el periodo 2009M1–2009M12 para el cual tenemos datos, el error de proyección es, en promedio, cerca de 1 punto porcentual.



Al graficar las series P y PF para el periodo 2000M1–2009M12 podemos tener una mejor idea de las propiedades del modelo en términos de capacidad de proyección.



MSE.

Banco Central del Paraguay