
Análisis temporal del PBI

Guía para el uso de Eviews

Alfredo Baronio

Departamento de Matemática y Estadística
Facultad de Ciencias Económicas
Universidad Nacional de Río Cuarto
Mayo de 2012

Contenido

INTRODUCCIÓN	3
IDENTIFICACIÓN DE LA SERIE	4
ANÁLISIS GRÁFICO	4
CORRELOGRAMA.....	6
INTERPRETACIÓN DEL CORRELOGRAMA Y PRUEBAS ESTADÍSTICAS	7
PRUEBA DE RAÍZ UNITARIA.	9
TRANSFORMACIÓN DE LA SERIE	10
ESTIMACIÓN	13
VALIDACIÓN	14
REESPECIFICACIÓN Y ESTIMACIÓN DEL MODELO	15
REPRESENTACIÓN DE LA ESTIMACIÓN	20
PREDICCIÓN.....	21

Introducción

El archivo PBI.wf1 tiene información del Producto Bruto de Argentina, entre el primer trimestre de 1993 y el primer trimestre de 2010, a precios de mercado en millones de pesos de 1993.

El objetivo es ajustar un modelo ARIMA que explique el comportamiento del PBI en el periodo observado y pronostique su evolución hasta el cuarto trimestre de 2010. Para esto se utilizará la metodología Box Jenkins que consta de 4 etapas: **identificación, estimación, validación y predicción.**

El entorno Eviews tiene un menú principal para gestionar la creación o apertura de un archivo de trabajo (*Workfile*) (Figura 1). Desde *File-Open-Eviews Workfile* (Figura 2) se ubica la carpeta donde se encuentra el archivo *pbi.wf1* (Figura 3), lo que permite activar la ventana *Workfile: PBI* (Figura 4). Esta ventana informa el intervalo del rango (*Range*) y de la muestra activa (*Sample*); el primero refiere a las dimensiones del archivo de trabajo, el segundo al periodo de tiempo considerado en el análisis. Se observan 3 íconos: el de la variable de interés (PBI) y 2 íconos reservados por Eviews para conservar los valores estimados de la ordenada al origen y los residuos de la estimación.

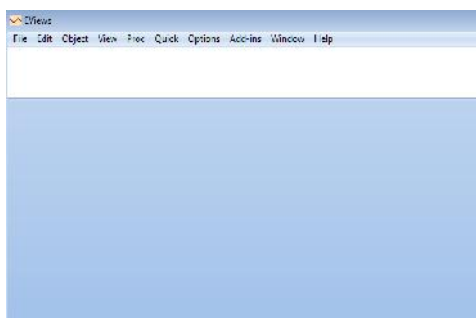


Figura 1

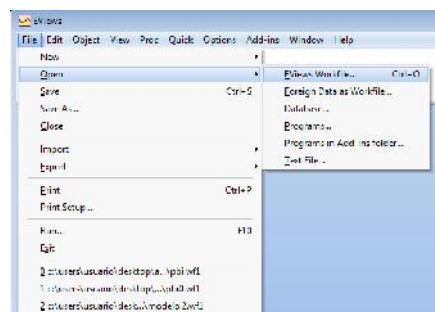


Figura 2

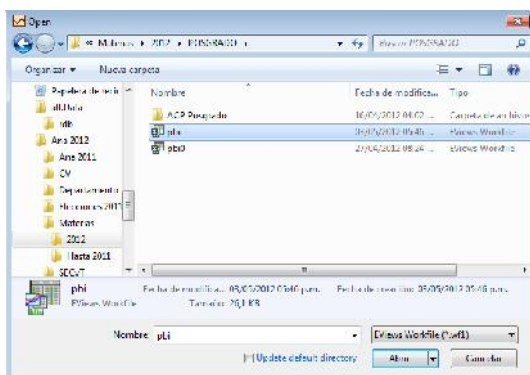


Figura 3

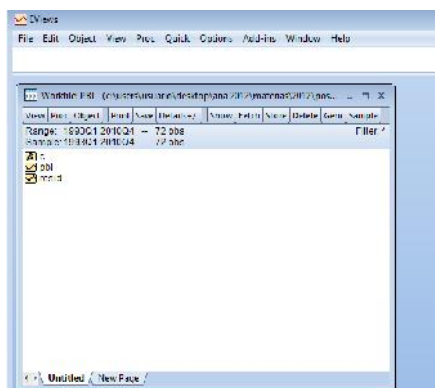


Figura 4

Identificación de la serie

Este paso permite conocer estacionalidad y estacionariedad, **consiste en inducir a partir de la función de autocorrelación (FAC) y función de autocorrelación parcial (FACP) qué modelo se adapta mejor a la serie**; esto posibilitará definir los valores **p, d, q** con los cuales se conoce el número de términos autorregresivos (p), el grado de diferenciación que requiere la serie para volverse estacionaria (d) y el número de términos de medias móviles (q). La estacionalidad es habitual en series de periodos menores al año y refleja el comportamiento significativamente diferente –y en forma sistemática– en determinadas épocas del año; por su parte, la estacionariedad indica que la serie presenta niveles de media y de varianza constantes en todo su recorrido.

Análisis gráfico.

Se comienza con una representación gráfica de la serie, en Eviews, desde *Quick-Graph* (Figura 5) e indicando el nombre de la serie (Figura 6); se despliega una ventana con alternativas múltiples, debe seleccionarse en *Graph Type-Line by Symbol* (Figura 7) obteniendo el gráfico de la serie a través del tiempo (Figura 8).

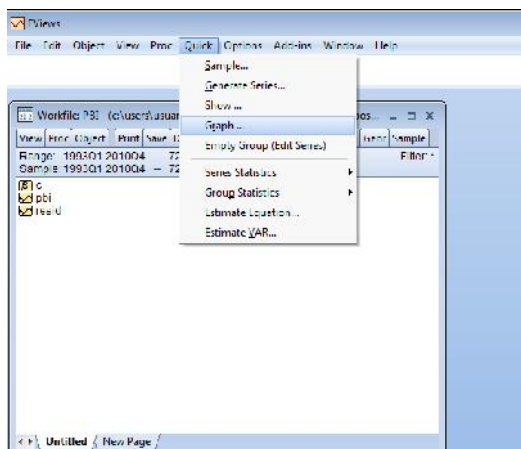


Figura 5

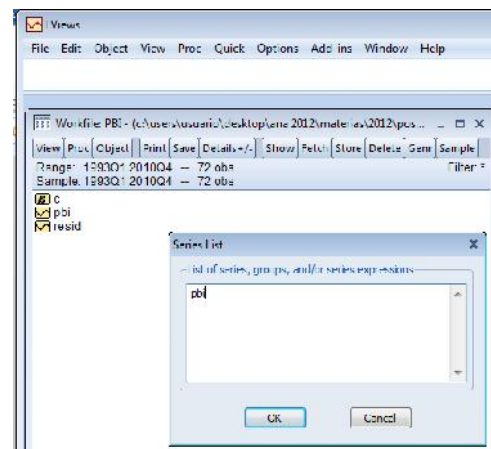


Figura 6

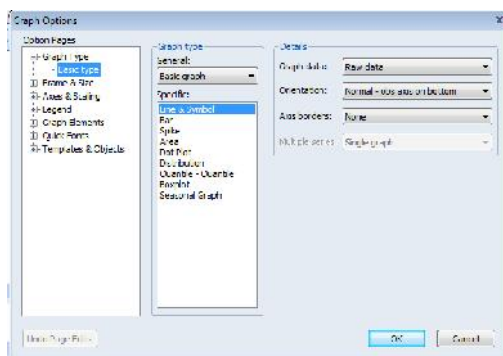


Figura 7

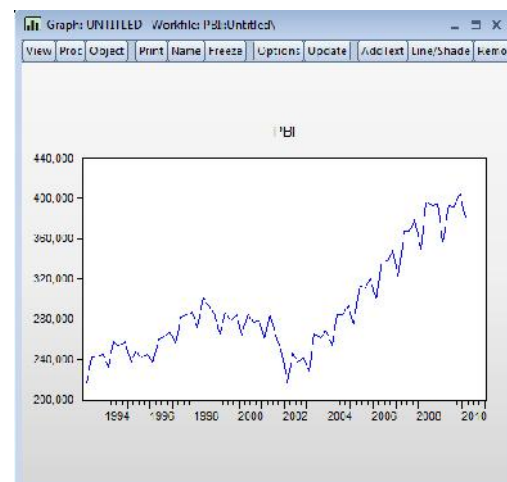


Figura 8

La gráfica del PIB muestra el crecimiento de la economía hasta 1998, el estancamiento entre 1998 y 2001, la crisis de 2001 y la recuperación seguida de crecimiento a partir de 2002. Las observaciones para periodos menores al año pueden presentar estacionalidad; con este nombre se conocen los comportamientos sistemáticos ocurridos sobre una serie en igual momento de tiempo. Para la serie de PBI en particular, se observan comportamientos sistemáticos dentro del año, principalmente a partir de 2002.

Retomando la secuencia que permite llegar a la Figura 7, para analizar qué pasa con cada uno de los trimestres se selecciona en *Graph Type-Seasonal Graph* y en *Details-Seasonal Type-Paneled lines & means* (Figura 9); esta secuencia da por resultado el gráfico del comportamiento de la serie en cada uno de los trimestres para el periodo considerado (Figura 10) al que se lo conoce como *gráfico de las subseries estacionales*. En él se observa que el primer trimestre, para todos los años del periodo observado, presenta un nivel de media inferior. También es de utilidad, desde *Graph Type-Seasonal Graph-Details-Seasonal Type-Multiple overlayed lines* (Figura 11), el *gráfico de las subseries anuales* (Figura 12) donde se observa la tendencia creciente de la economía desde 2002 y la diferencia del primer trimestre respecto de los restantes.

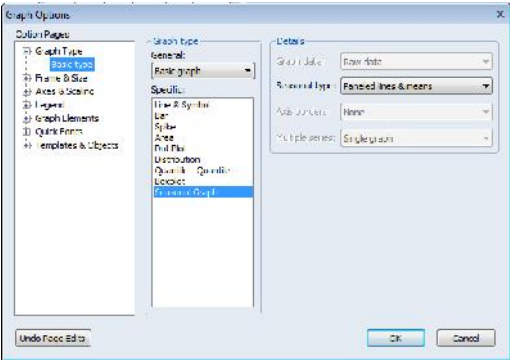


Figura 9

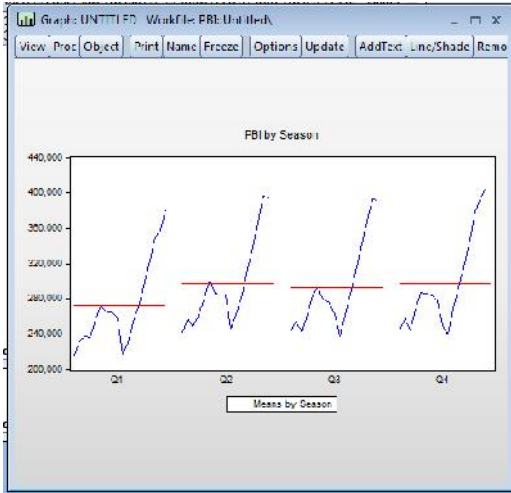


Figura 10

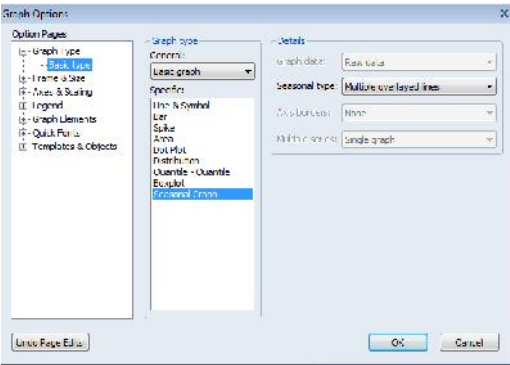


Figura 11

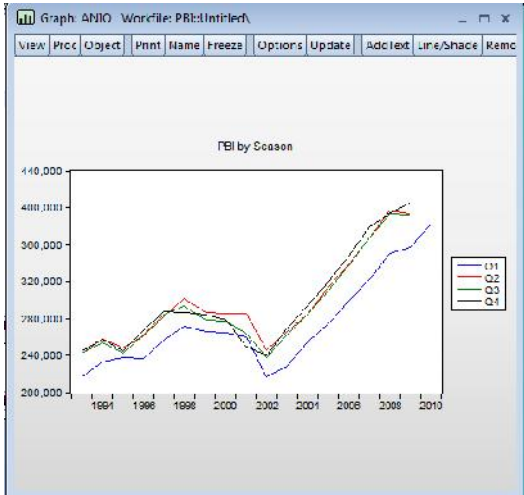


Figura 12

La tendencia observada en el gráfico de la Figura 12 y la variabilidad observada en el gráfico de la Figura 10, son indicativas de falta de estacionariedad en media y en varianza, respectivamente. Una serie se considera estacionaria cuando tiene media y varianza constante en todo el periodo de observación. El análisis de los gráficos observados sugiere la falta de estacionariedad y la presencia de estacionalidad.

Correlograma.

Una herramienta para verificar la presencia o ausencia de ambas es el análisis de la función de autocorrelación (FAC) y la función de autocorrelación parcial (FACP). En la ventana *Workfile*, se selecciona el ícono de la serie PBI y desde *View-Open Selected-One window* (Figura 13) se despliega la tabla de datos de la serie (Figura 14).

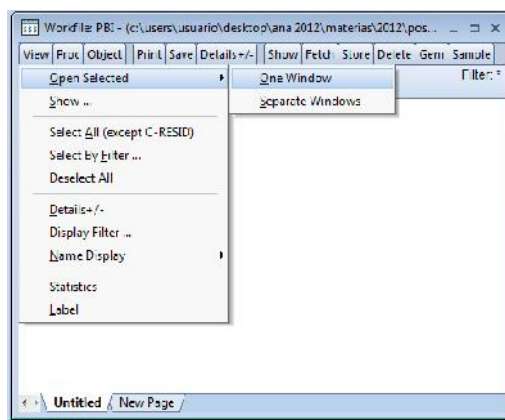


Figura 13

Year	Quarter	PBI
1993	Q1	211370.1
1993	Q2	241871.9
1993	Q3	242845.5
1993	Q4	245112.4
1994	Q1	252146.3
1994	Q2	267476.0
1994	Q3	263157.8
1994	Q4	261215.5
1995	Q1	251638.1
1995	Q2	246593.6
1995	Q3	242214.7
1995	Q4	244488.0
1996	Q1	256536.0
1996	Q2	260751.9
1996	Q3	262197.0
1996	Q4	261120.0
1997	Q1	266207.9
1997	Q2	261758.0
1997	Q3	264579.3
1997	Q4	267516.3
1998	Q1	271732.1
1998	Q2	301237.6
1998	Q3	
1998	Q4	

Figura 14

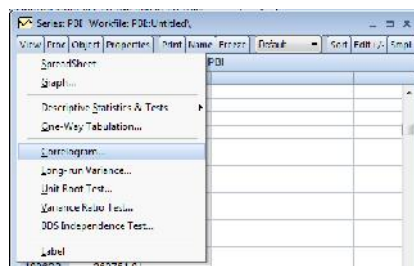


Figura 15

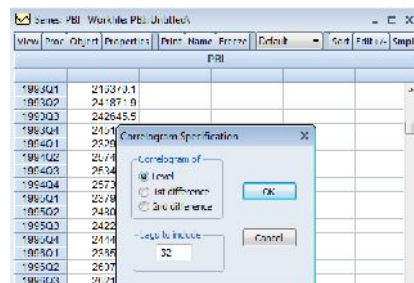


Figura 16

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1		0.005	0.005	56.207	0.000
2		0.842	0.274	108.26	0.000
3		0.763	-0.100	151.51	0.000
4		0.787	0.300	195.89	0.000
5		0.653	0.425	223.49	0.000
6		0.601	0.021	259.56	0.000
7		0.509	-0.042	277.01	0.000
8		0.497	0.068	293.83	0.000
9		0.381	-0.214	308.86	0.000
10		0.326	-0.033	317.69	0.000
11		0.238	0.023	322.47	0.000
12		0.224	0.002	325.77	0.000
13		0.121	-0.136	329.05	0.000
14		0.075	0.016	329.56	0.000
15		0.004	0.035	329.56	0.000
16		0.006	0.013	329.56	0.000
17		-0.070	-0.095	329.10	0.000
18		-0.099	0.043	333.06	0.000
19		-0.142	0.064	332.03	0.000
20		-0.119	0.001	333.44	0.000
21		-0.169	-0.035	335.35	0.000
22		-0.163	0.066	339.12	0.000
23		0.178	0.043	342.49	0.000
24		-0.132	0.004	344.38	0.000
25		-0.168	-0.036	347.16	0.000
26		-0.130	0.029	349.27	0.000
27		-0.139	-0.002	351.53	0.000
28		-0.007	-0.016	352.45	0.000

Figura 17

Ahora, desde la tabla de datos de la variable PBI se procede desde *View-Correlogram* (Figura 15), se despliega la ventana *Correlogram Specification* donde se selecciona *Level* -esto indica que los datos serán analizados en la unidad de medida observados en la tabla de datos- y se dejan por defecto los 32 rezagos dispuestos por Eviews (Figura 16), al aceptar esta consigna aparece el correlograma de la serie PBI (Figura 17). El comportamiento sinusoidal de la FAC con alta significatividad para un alto número de rezagos indica no estacionariedad en media; la significatividad en los rezagos 1 y 4 de la FACP, si bien no de manera clara porque no se repiten a lo largo del correlograma, insinúan la presencia de estacionalidad. La significatividad se observa, gráficamente, en las barras que superan las líneas de puntos.

Interpretación del Correlograma y pruebas estadísticas

¿Cómo indica el correlograma que la serie es no estacionaria?

- 1) Una característica de este correlograma es que empieza en un valor muy alto (aproximadamente 0,88) en el rezago 1 y se va desvaneciendo gradualmente,
- 2) Aún en el rezago 6 (es decir, la correlación muestral entre los valores del PIB separados por 6 trimestres) es considerable: 0,60

Este comportamiento es, por lo general, una indicación de que la serie de tiempo es no estacionaria.

En contraste un proceso puramente aleatorio tiene una autocorrelación igual a cero (0,00) para cualquier rezago.

Si se considera: $y_t = PIB_t$

Entonces para que el proceso sea estacionario:

Media constante: $E(y_t) = \mu; \forall t$

Varianza constante: $\gamma_0 = V(y_t) = E(y_t - \mu)^2 = \sigma^2; \forall t$

Covarianza constante: $\gamma_k = E[(y_t - \mu)(y_{t-k} - \mu)]; \forall t, k$

$$\text{Sea } \rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\text{Covarianza al rezago } k}{\text{Varianza}}$$

Esta autocorrelación se puede estimar muestralmente de la siguiente forma:

$$\widehat{\rho}_k = \frac{\widehat{\gamma}_k}{\widehat{\gamma}_0} = \frac{[\sum (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})]/n - k}{[\sum (y_t - \bar{y})^2]/n - 1}$$

Donde, n es el tamaño de la muestra y \bar{y} es la media muestral.

Si se hace el gráfico de la FAC estimada en función de k se obtiene el **correlograma muestral**.

- **Para probar la hipótesis de que cualquier $\rho_k = 0 \quad \forall k$** , se utiliza el contraste de BARTLETT. Este ha demostrado que si una serie es puramente aleatoria -es decir, presenta ruido blanco- entonces el estimador de la correlación se distribuye normal con media 0 y desvío $1/\sqrt{n}$:

$$\widehat{\rho}_k \sim N\left(0, \frac{1}{\sqrt{n}}\right)$$

Para el caso del PIB, el desvío será:

$$\frac{1}{\sqrt{72}} = 0,1178$$

Entonces, siguiendo las propiedades de la distribución normal estándar, para cualquier ρ_k , el intervalo de confianza al 95% a cualquier lado de la media cero, será:

$$\pm 1,965(0,1178) = 0,2315$$

De esta forma, si un $\widehat{\rho}_k$ se encuentra dentro del intervalo

$$(-0,2315; 0,2315)$$

Se acepta la hipótesis nula de que el verdadero valor ρ_k es cero. Caso contrario se rechaza la hipótesis nula bajo la evidencia muestral de las observaciones de PIB.

En la figura 17 el intervalo de confianza del 95% se muestra como dos líneas de puntos. Se puede ver que hasta el rezago 11 los coeficientes $\widehat{\rho}_k$ son estadísticamente significativos de **manera individual**, es decir, significativamente distintos de cero.

- **Para probar la hipótesis conjunta de que todos los ρ_k son simultáneamente iguales a cero**, se puede utilizar el estadístico Q de BOX y PIERCE, que está definido como:

$$Q = n \sum_{k=1}^m \widehat{\rho}_k^2$$

Donde, n = tamaño de la muestra; m = longitud del rezago

Se puede demostrar que $Q \sim \chi_m^2$.

En la figura 17 se muestra el valor de Q para 28 rezagos. El p-valor para cualquier nivel de rezagos es igual a 0,000. Esto significa que el Q calculado excede, para cualquier rezago, el valor crítico de una distribución Chi – Cuadrado con grados de libertad en el intervalo $1 \leq m \leq 28$; por lo que la hipótesis nula es rechazada.

En base al correlograma la conclusión general es que la serie de tiempo PIB analizada **no es estacionaria**

Prueba de raíz unitaria.

La estacionariedad se analiza formalmente con el test de raíz unitaria. Eviews brinda la posibilidad de realizar varios test, las diferencias entre ellos vienen dadas por los supuestos que se realizan sobre el comportamiento de la serie y sobre el estadístico utilizado para comprobar la estacionariedad. En general, se considera un modelo del tipo

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \mu_t$$
$$\mu_t \sim N(0, \sigma^2 I) \quad \text{ruido blanco}$$
$$-1 \leq \rho \leq 1$$

Donde la serie responde a un modelo autorregresivo de primer orden. Si $\rho = 1$ aparece el problema de la no estacionariedad.

El test de Dickey Fuller aumentado considera un modelo con proceso autorregresivo de orden p :

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \rho_i Y_{t-i} + \mu_t$$
$$\mu_t \sim N(0, \sigma^2 I)$$

Que puede expresarse como

$$\Delta Y_t = \rho^* Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \gamma_i \Delta Y_{t-i} + \mu_t$$

Donde

$$\gamma_i = - \sum_{k=i+1}^p \rho_k$$
$$\rho^* = \left(\sum_{j=1}^p \rho_j \right) - 1$$

La hipótesis nula es que el coeficiente de la variable rezagada vale 1, $H_0: \rho = 1$. Nuevamente, si se acepta la hipótesis nula se tiene raíz unitaria y la serie es no estacionaria.

En Eviews, situado en la tabla de datos de la serie, se sigue la secuencia *View-Unit Root Test* (Figura 18), en el cuadro de diálogo se elige realizar el test de Dickey Fuller aumentado (*Test type-Argumented Dickey Fuller*), considerar a la serie en niveles (*Test for unit root in-Level*) e incluir en la ecuación a modelar el intercepto (*Include in test equation-intercept*); las alternativas restantes se adoptan por defecto (*Automatic selection-Schwartz Infor Criterion, Maximun Lags-11*) (Figura 19). El resultado de esta selección se observa en la Figura 20 donde

el valor del estadístico t y la probabilidad asociada a su significatividad permiten aceptar la hipótesis nula de raíz unitaria, con lo que se confirma la no estacionariedad de la serie.

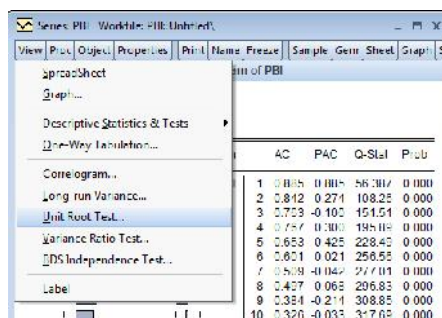


Figura 18

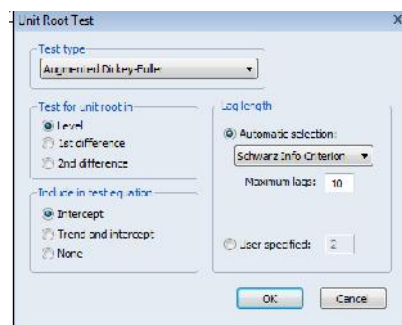
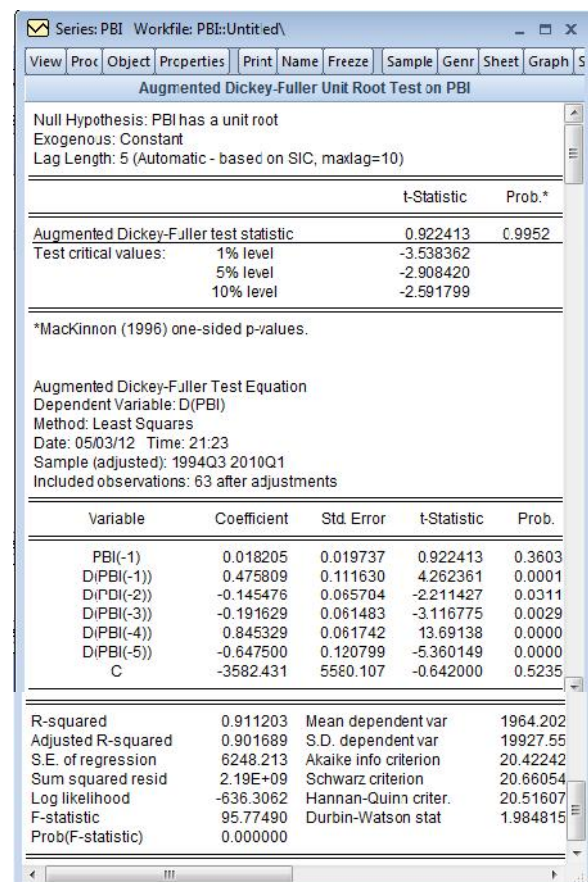


Figura 19

Figura 20



Transformación de la serie

Para volver estacionaria la serie, se transforma su unidad de medida en logaritmos –esto puede corregir la no estacionariedad en varianza- luego se diferencian las observaciones logarítmicas –lo que puede corregir la no estacionariedad en media-.

En *Workfile-Genr* se ingresa en el cuadro de diálogo $lpbi=log(pbi)$, que es la consigna que permite transformar la serie en logaritmo (Figura 21); luego, siguiendo los pasos anteriores, se genera la serie diferencia haciendo $dlpbi=dlog(pbi)$ (Figura 22). Este procedimiento **diferencia la parte regular de la serie** (Figura 23) pero no ha eliminado la estacionalidad porque los gráficos de subseries estacionales (Figura 24) y anuales (Figura 25) presenta valores diferentes para cada trimestre. Para corregir esto se **diferencia la parte estacional de la serie**, se genera la serie $dlpbi14$ a través de $dlpbi14=dlog(pbi,1,4)$ – $dlog$ indica que se diferencia el logaritmo; pbi la serie a diferenciar en logaritmo; 1 significa que la diferencia es respecto del periodo anterior, esto es lo que se conoce como diferencia de la parte regular; 4 indica que se diferencia respecto a 4 periodos hacia atrás, es lo que se conoce como parte estacional- (Figura 26).

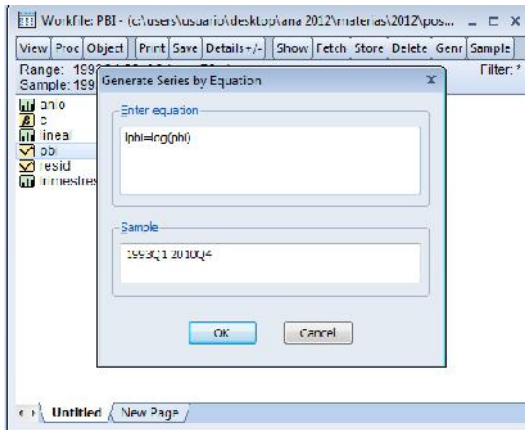


Figura 21

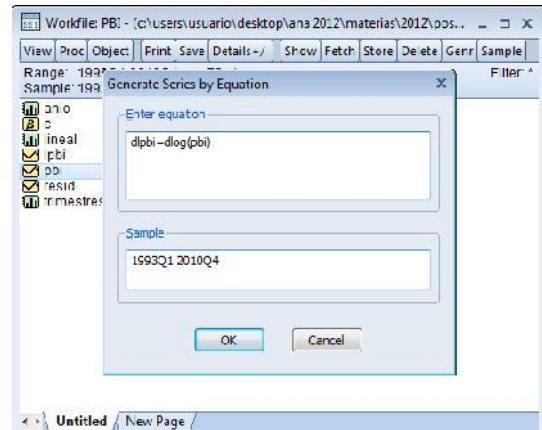


Figura 22

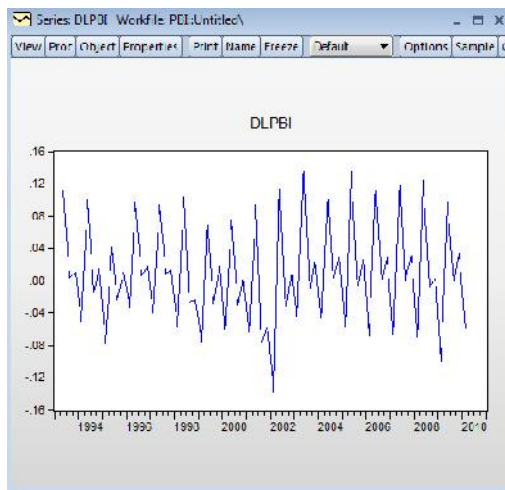


Figura 23

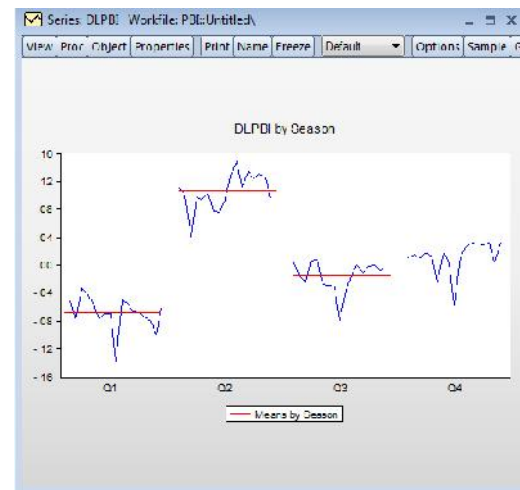


Figura 24

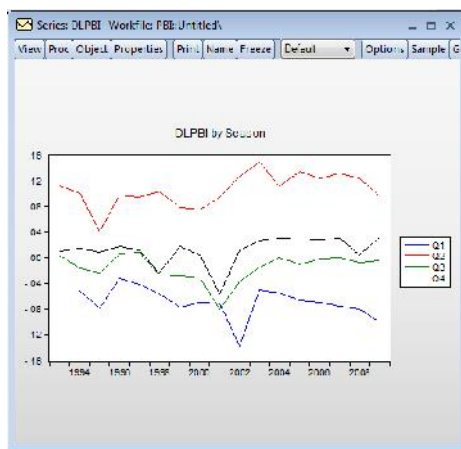


Figura 25

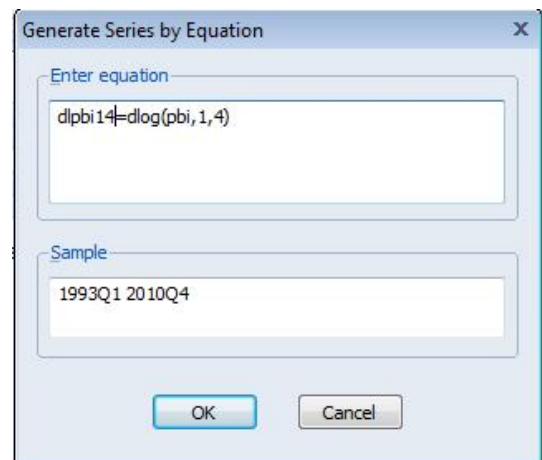


Figura 26

En la tabla de datos se observa la serie original (pbi), su logaritmo (lnpbi), la diferencia (dlpbi) que pierde 1 observación y la diferencia anual (dlpbi14) que pierde 4 observaciones (Figura

27). Las gráficas lineal (figura 28) y de subseries estacionales (Figura 29) y anuales (Figura 30) sugieren **estacionariedad y no estacionalidad**. Para confirmarlo se realiza el test de Dickey Fuller en el cual se rechaza la hipótesis de raíz unitaria (Figura 31) por lo que la serie es estacionaria.

El correlograma de la serie dlpi14 muestra rezagos significativos y de signo contrario a lo largo de todo el periodo observado, dibujando un abanico sinusoidal propio de los procesos autorregresivos y de medias móviles, repitiendo su ciclo al girar sobre el eje cada 8 periodos (Figura 32). En la FACP, la significatividad del primer rezago sugiere que el proceso autorregresivo es de primer orden y la significatividad del cuarto rezago que persiste un proceso autorregresivo estacional.

La identificación en la metodología Box Jenkins indica que la serie lpbi es $ARIMA(1,1,0)(1,1,0)_4$. La notación $(1,1,0)$ indica que el proceso autorregresivo es de primer orden con diferencia en la parte regular y sin proceso de medias móviles; la notación $(1,1,0)_4$ indica el comportamiento autorregresivo estacional de 4 periodos.

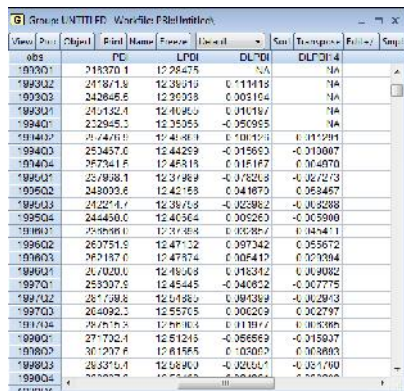


Figura 27

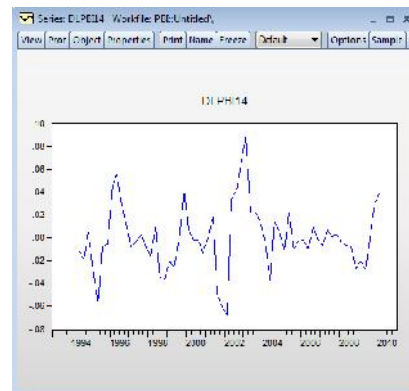


Figura 28

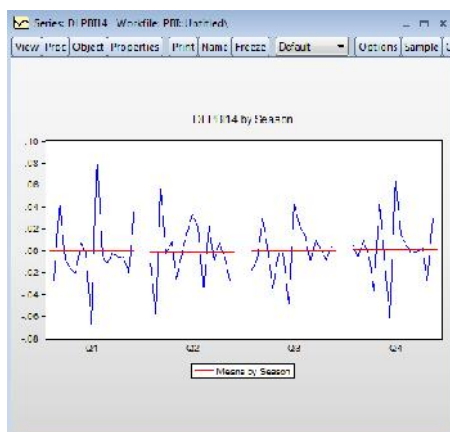


Figura 29

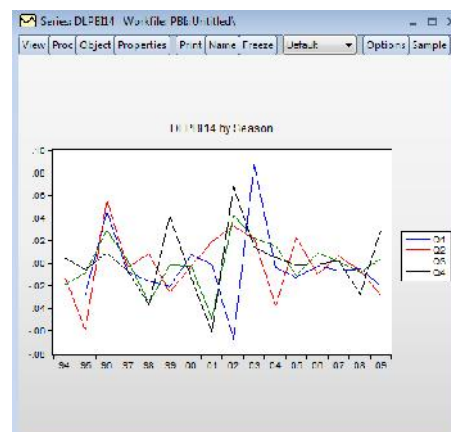


Figura 30

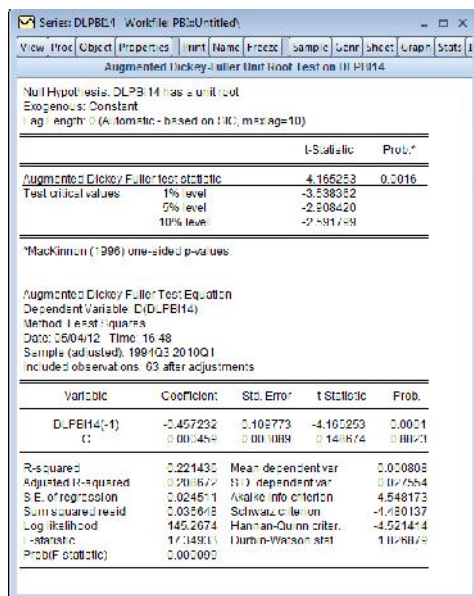


Figura 31

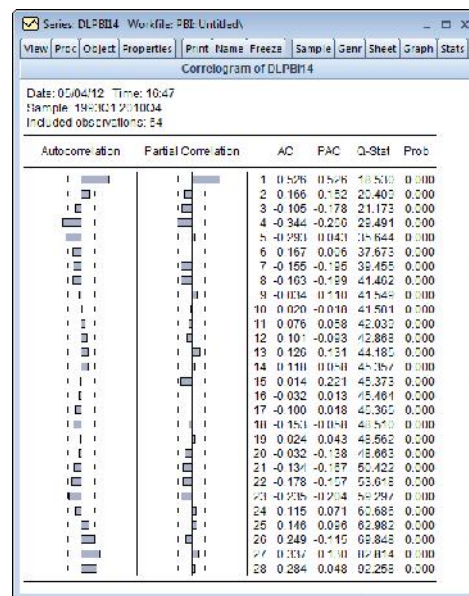


Figura 32

Estimación

Para realizar la estimación en Eviews, se sigue la secuencia *Quick-Estimate Equation* (Figura 33) con la que se accede al cuadro de diálogo para especificar el modelo. En *Equation specification* se ingresa la serie a modelar (dlpbi14), el término AR(1) que indica proceso autorregresivo de primer orden y el término SAR(4) para la estacionalidad cada 4 periodos –esta se corresponde con una estacionalidad anual al ser las observaciones sobre datos trimestrales-. La diferencia de la parte regular y de la parte estacional están incorporadas en la serie dlpbi14. En *Estimation settings-Method* se selecciona *LS-Least Squares (NLS and ARMA)* que es la indicación que permite estimar un modelo por mínimos cuadrados. En *Sample* se indica el periodo para el cual se realiza la estimación (Figura 34). El resultado se observa en la Figura 35)

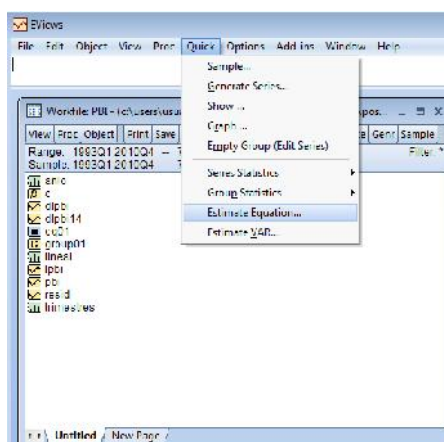


Figura 33

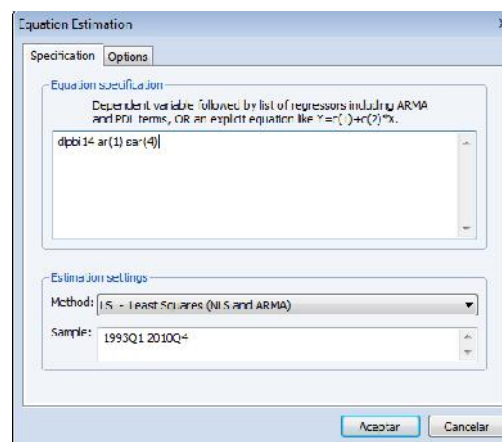


Figura 34

Validación

La evaluación en la metodología Box Jenkins consiste en analizar el resultado de la estimación. La significatividad individual de los dos regresores es alta y el coeficiente de determinación alcanza 0.38. **Las raíces del proceso autorregresivo son inferiores a la unidad por lo que se tiene un modelo convergente** (Figura 35). El bajo nivel de explicación del modelo acusa la falta de elementos que simulen de manera más precisa el comportamiento del PBI, el análisis de los residuos de esta estimación puede aportar información útil para mejorar el modelo. Desde la ventana *Equation*, se sigue la secuencia *View-Residual Diagnostics-Correlogram Q statistics* (Figura 36) y se acepta la sugerencia de Eviews de trabajar con 32 rezagos (Figura 37), el correlograma de los residuos presenta ruido blanco al no tener rezagos significativos (Figura 38). La estimación del modelo se realiza sin término independiente porque la serie se ha diferenciado en su parte regular, por lo que no hay motivos para incorporarlo.

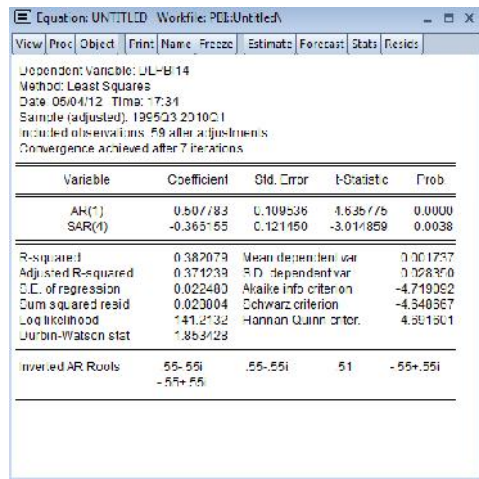


Figura 35

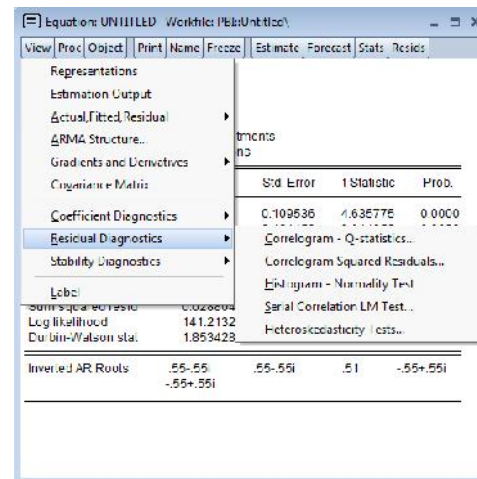


Figura 36

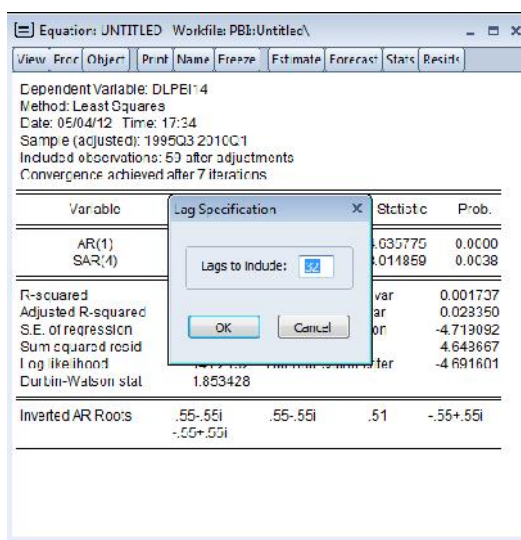


Figura 37

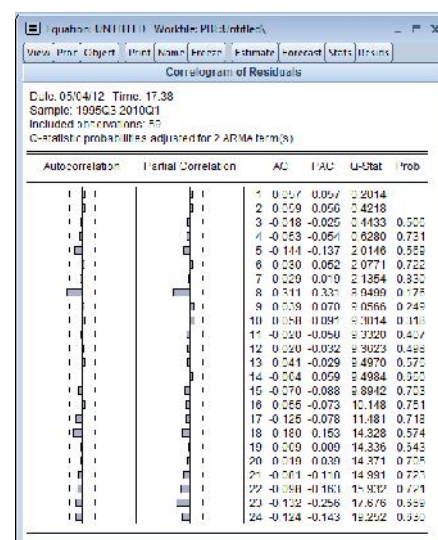


Figura 38

Reespecificación y estimación del modelo

Se observa en la Figura 38 que, si bien tiene un proceso ruido blanco, el rezago 8 asume un valor muy superior a los restantes y negativo, lo cual sugiere un proceso de medias móviles de 8 rezagos.

Para reespecificar el modelo se trabaja desde la ventana *Equation* siguiendo la secuencia *Proc-Specify/Estimate* (Figura 39) e incorporando el término MA(8) (Figura 40). La estimación da por resultado regresores significativos y aumento del coeficiente de determinación lo cual indica un mejor ajuste del modelo a la verdadera trayectoria de la variable pbi (Figura 41), el correlograma de los residuos es ruido blanco y no presenta rezagos que se destaquen por sobre el resto (Figura 42).

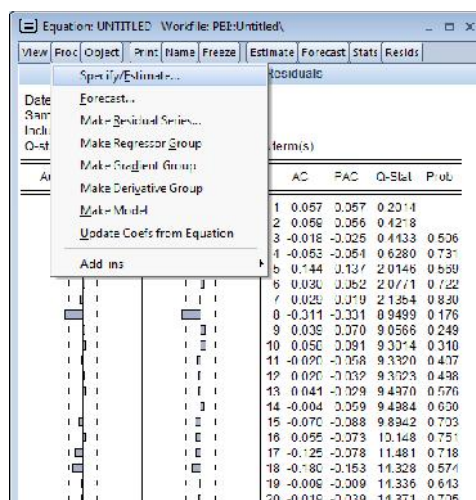


Figura 39

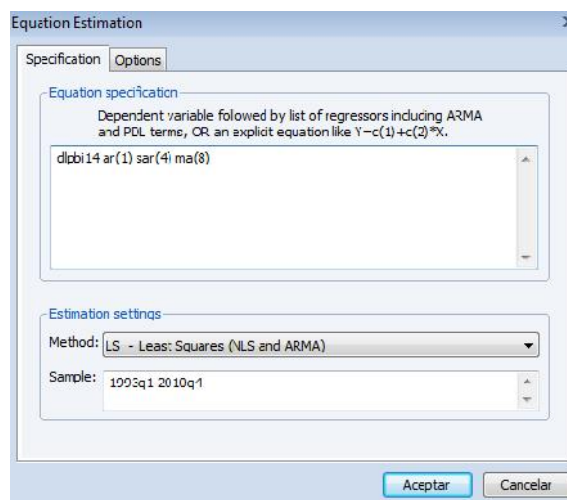


Figura 40

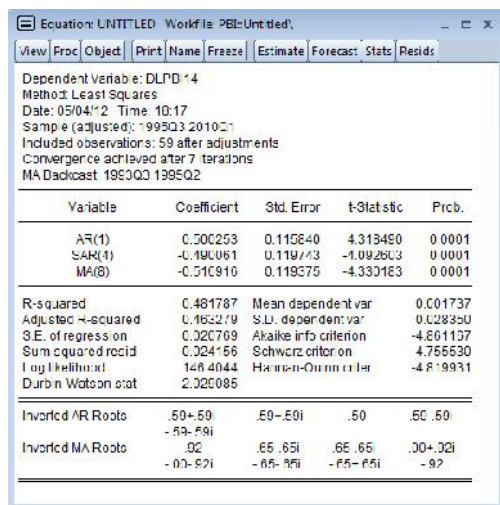


Figura 41

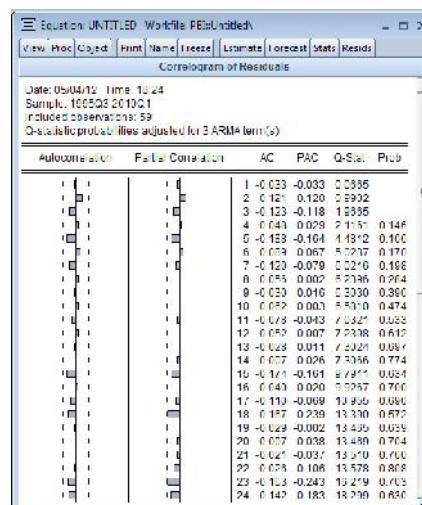


Figura 42

Desde la ventana *Equation*, haciendo *View-Actual Fitted Residual-Actual Fitted Residual Graph* (Figura 43) se accede a la gráfica del valor observado y el valor estimado de la variable dependiente en el modelo (dlpbi14) y la diferencia entre ambos (residual). El gráfico muestra varios residuos que salen de las bandas de confianza, 2 de ellos se corresponde con el primer y segundo trimestre de 2002 que coincide con el comienzo de un nuevo modelo económico (Figura 44). Para incorporar este hecho en el modelo se genera una **variable artificial** que va a asumir el **valor -1** en el primer trimestre de 2002 y 1 en el siguiente, para respetar el signo observado en el error de ese momento.

En la ventana *Workfile*, comando *Genr*, se ingresa la igualdad $f02=0$; de esta manera se genera la serie f02 (Figura 45). Luego, en la tabla de datos de f02, se ubica la observación primer trimestre de 2002 (2002Q1) y se reemplaza el 0 por el -1 a través del comando *Edit* y lo mismo se realiza con el trimestre siguiente (Figura 46).

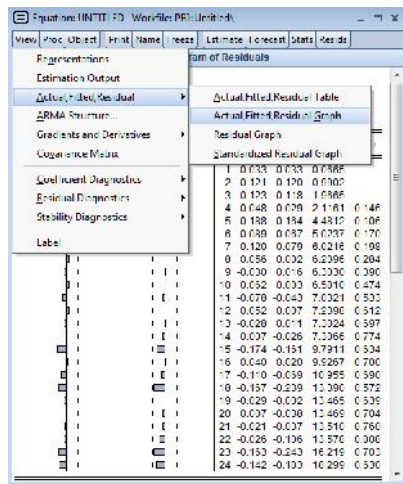


Figura 43

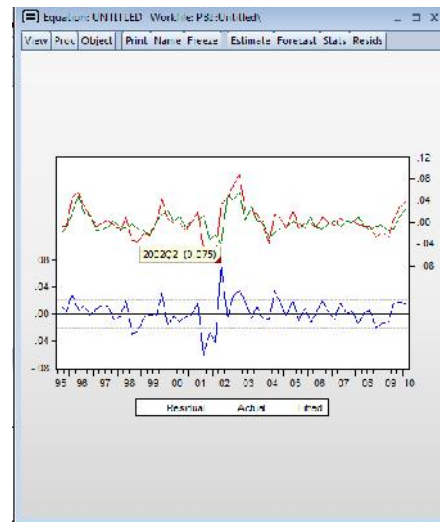


Figura 44

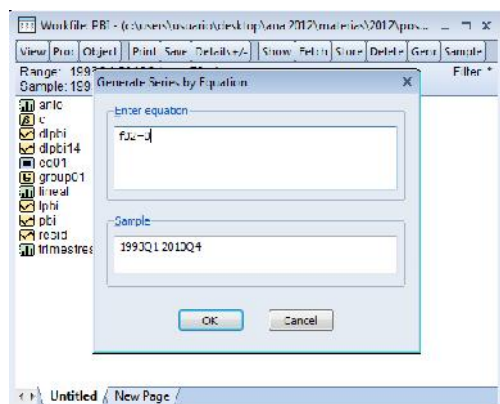


Figura 45

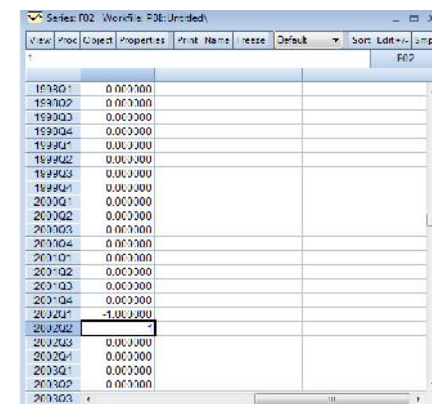


Figura 46

El modelo estimado con la variable f02 arroja mejores resultados que el anterior (Figura 47) pero la gráfica de los valores observados, estimados y residuos sugieren la incorporación de otras variables ficticias (Figura 48). Secuencialmente se genera la variable f01 con el valor 1 en

el tercer trimestre de 2001, f03 con valor 1 en el primer trimestre de 2003 y f04 con valor 1 en el tercer y cuarto trimestre de 2004. La estimación del modelo, incorporando estas variables, arroja buena significatividad individual para los regresores y un coeficiente de determinación cercano a 0.77 (Figura 49); el correlograma de los residuos indica ruido blanco (Figura 50).

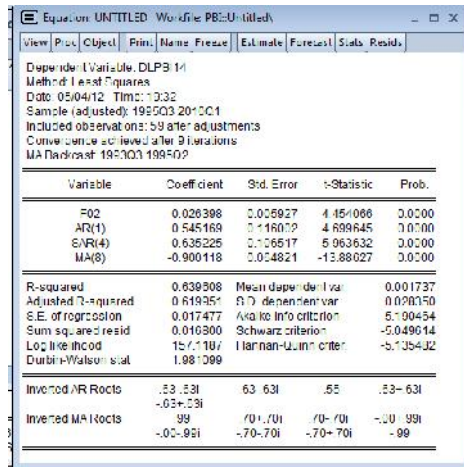


Figura 47

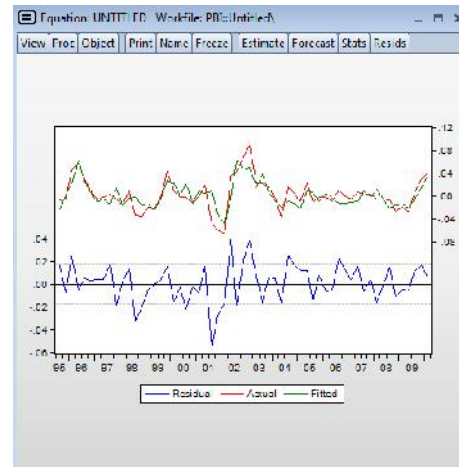


Figura 48

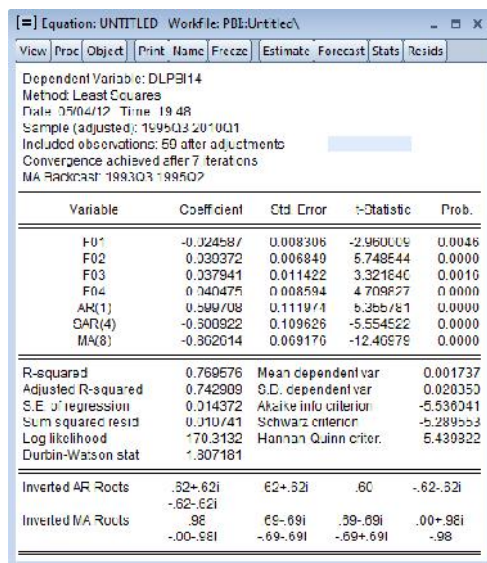


Figura 49

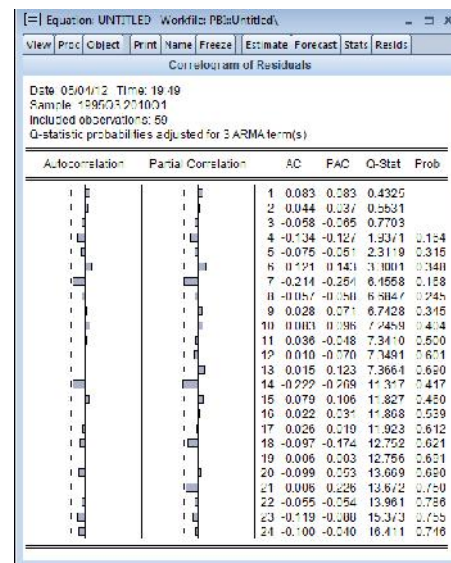


Figura 50

En los análisis de series de tiempo es importante conocer la estructura del **polinomio de rezagos**. Para esto desde la ventana *Workfile*, en *View-ARMA Structure...* (Figura 51) se despliega el cuadro de diálogo *ARMA Diagnostic View* (Figura 52). Seleccionando *Graph* se obtiene la gráfica de las raíces del polinomio autorregresivo (AR) y de medias móviles (MA), todas se encuentran dentro del círculo unitario (Figura 53) lo cual informa que el proceso autorregresivo es estacionario y el proceso de medias móviles de los residuos invertible. Si en el cuadro de diálogo se selecciona *Table* se accede al valor de las raíces, su módulo y ciclo informando que el modelo es estacionario e invertible (Figura 54). En este mismo set de

diagnósticos se puede graficar y conocer la tabla del correlograma (Figura 55 y Figura 56), análisis de impulso respuesta (*Impulse Response*) (Figura 57 y Figura 58) y el espectro del polinomio ARMA (*Frequency Spectrum*) (Figura 59 y Figura 60).

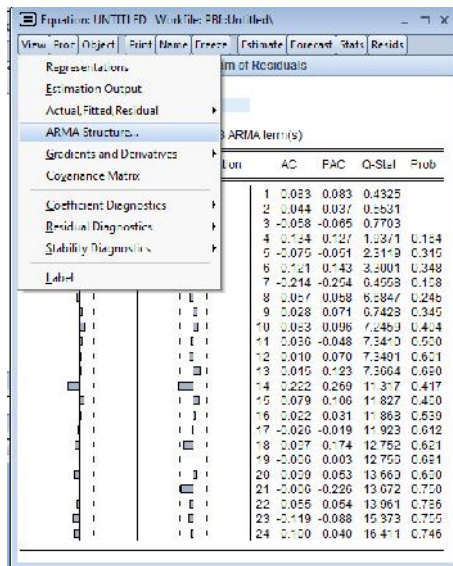


Figura 51

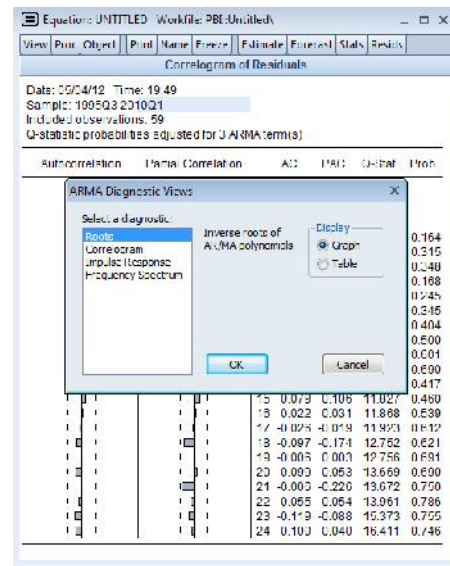


Figura 52

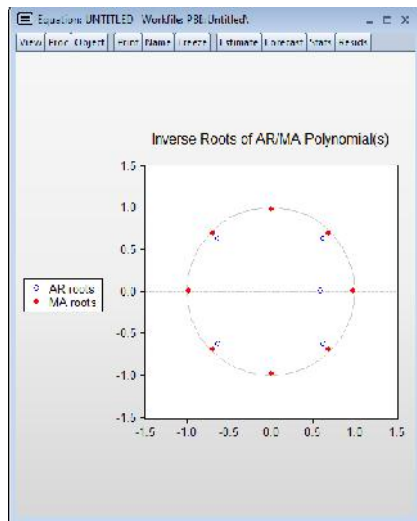


Figura 53

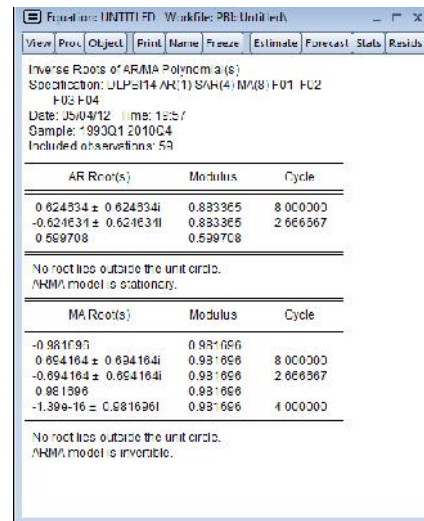


Figura 54

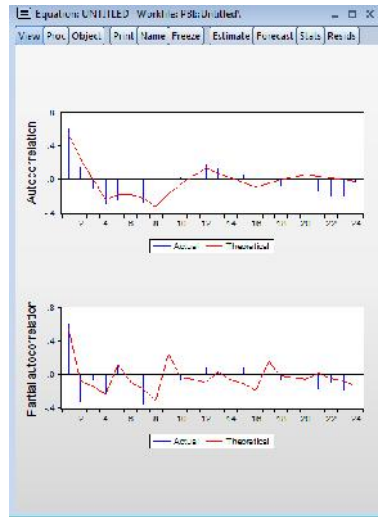


Figura 55

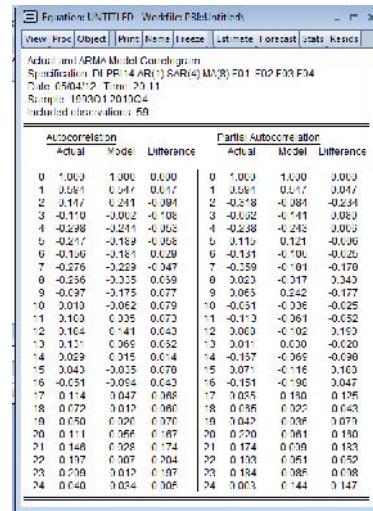


Figura 56

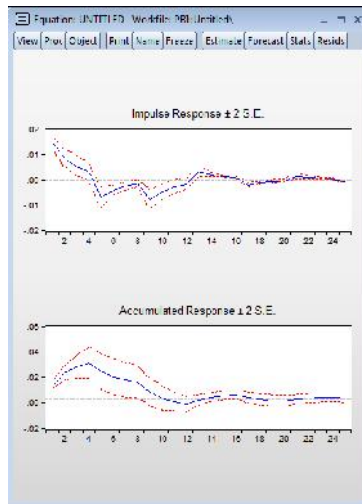


Figura 57

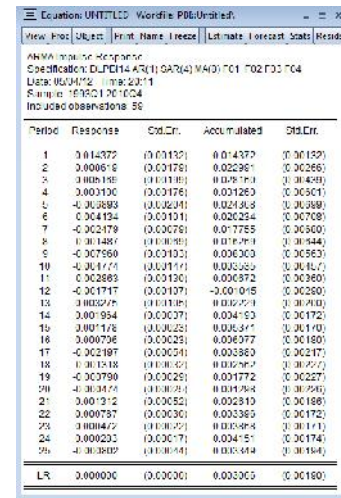


Figura 58

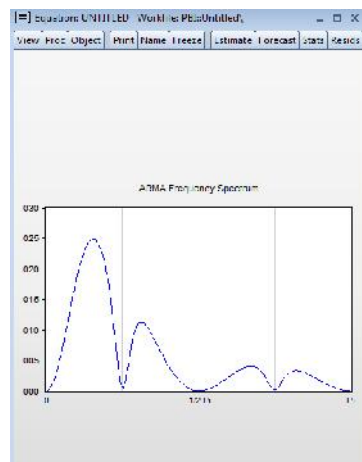


Figura 59

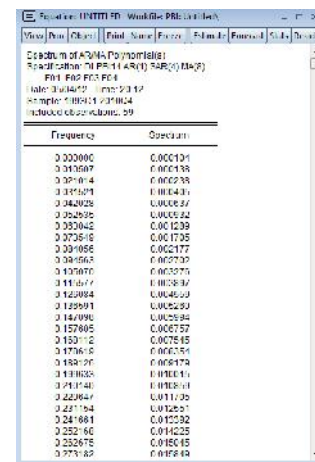


Figura 60

Representación de la estimación

El modelo finalmente estimado es un ARIMA(1,1,8)(1,1,0)₄. Siguiendo el manual de Eviews 7.1, la representación del modelo consta de dos ecuaciones: una para la variable de interés y la otra para sus errores. La expresión algebraica es:

$$DLPBI14_t = -0,024587 F01 - 0.039372 F02 + 0.037941 F03 + 0.040475 F04 + \mu_t \quad (1)$$

$$(1 - 0.599708L)(1 + 0.608922 L^4)\mu_t = (1 - 0.862614 L^8)\varepsilon_t$$

El objetivo de este trabajo es conocer el comportamiento de la variable PBI, lo que da lugar a reexpresar el resultando en términos de esta variable.

En primer lugar se trabajará con los residuos

$$(1 - 0.599708L)(1 + 0.608922 L^4)\mu_t = (1 - 0.862614 L^8)\varepsilon_t \quad (2)$$

L es un operador de rezago, la potencia de L indica el número de rezagos que opera sobre la variable; así por ejemplo, L^4 es indicativo de que la variable está rezagada 4 periodos. Eliminando paréntesis en la expresión anterior y remplazando el operador de rezagos por su equivalente en términos de la variable involucrada:

$$\mu_t - 0.599708\mu_{t-1} + 0.608922\mu_{t-4} - 0.365175\mu_{t-5} = \varepsilon_t - 0.862614 \varepsilon_{t-8} \quad (3)$$

La variable dependiente en el modelo estimado DLPBI14 es el resultado de hacer

$$DLPBI14_t = (1 - L)(1 - L^4)PBI_t \quad (4)$$

donde

$$DLPBI14_t = PBI_t - PBI_{t-1} - PBI_{t-4} + PBI_{t-5} \quad (5)$$

Entonces, remplazando en (1) el resultado para $DLPBI14_t$ obtenido en (5):

$$\begin{aligned} PBI_t - PBI_{t-1} - PBI_{t-4} + PBI_{t-5} \\ = -0,024587 F01 - 0.039372 F02 + 0.037941 F03 + 0.040475 F04 \\ + \mu_t \end{aligned} \quad (6)$$

Reexpresando (6) en términos de μ_t

$$\mu_t = PBI_t - PBI_{t-1} - PBI_{t-4} + PBI_{t-5} + 0,024587 F01 + 0.039372 F02 - 0.037941 F03 - 0.040475 F04 \quad (7)$$

En la expresión (3) se necesita μ_t , μ_{t-1} , μ_{t-4} y μ_{t-5} ; siguiendo a (7), se puede expresar:

$$\begin{aligned} \mu_{t-1} = PBI_{t-1} - PBI_{t-2} - PBI_{t-5} + PBI_{t-6} + 0,024587 F01 + 0.039372 F02 \\ - 0.037941 F03 - 0.040475 F04 \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \mu_{t-4} = PBI_{t-4} - PBI_{t-5} - PBI_{t-8} + PBI_{t-9} + 0,024587 F01 + 0.039372 F02 \\ - 0.037941 F03 - 0.040475 F04 \end{aligned} \quad (9)$$

$$\mu_{t-5} = PBI_{t-5} - PBI_{t-6} - PBI_{t-9} + PBI_{t-10} + 0,024587 F01 + 0,039372 F02 - 0,037941 F03 - 0,040475 F04 \quad (10)$$

Reemplazando (7), (8), (9) y (10) en (3)

$$\begin{aligned} PBI_t - PBI_{t-1} - PBI_{t-4} + PBI_{t-5} + 0,024587 F01 + 0,039372 F02 - 0,037941 F03 \\ - 0,040475 F04 \\ - 0,599708(PBI_{t-1} - PBI_{t-2} - PBI_{t-5} + PBI_{t-6} + 0,024587 F01 \\ + 0,039372 F02 - 0,037941 F03 - 0,040475 F04) \\ + 0,608922(PBI_{t-4} - PBI_{t-5} - PBI_{t-8} + PBI_{t-9} + 0,024587 F01 \\ + 0,039372 F02 - 0,037941 F03 - 0,040475 F04) \\ - 0,365175(PBI_{t-5} - PBI_{t-6} - PBI_{t-9} + PBI_{t-10} + 0,024587 F01 \\ + 0,039372 F02 - 0,037941 F03 - 0,040475 F04) \\ = \varepsilon_t - 0,862614 \varepsilon_{t-8} \end{aligned} \quad (11)$$

Resolviendo

$$\begin{aligned} PBI_t - 1,599708 PBI_{t-1} + 0,599708 PBI_{t-2} - 0,391078 PBI_{t-4} - 0,625611 PBI_{t-5} \\ - 0,234533 PBI_{t-6} - 0,608922 PBI_{t-8} + 0,974097 PBI_{t-9} \\ - 0,365175 PBI_{t-10} + 0,015835 F01 - 0,025357 F02 - 0,024435 F03 \\ - 0,026067 F04 = \varepsilon_t - 0,862614 \varepsilon_{t-8} \end{aligned} \quad (12)$$

Reordenando en términos de PBI_t , la ecuación algebraica del modelo es

$$\begin{aligned} PBI_t = 1,599708 PBI_{t-1} - 0,599708 PBI_{t-2} + 0,391078 PBI_{t-4} - 0,625611 PBI_{t-5} \\ + 0,234533 PBI_{t-6} + 0,608922 PBI_{t-8} - 0,974097 PBI_{t-9} \\ + 0,365175 PBI_{t-10} - 0,015835 F01 + 0,025357 F02 + 0,024435 F03 \\ + 0,026067 F04 + \varepsilon_t - 0,862614 \varepsilon_{t-8} \end{aligned} \quad (13)$$

Predicción

Para conocer qué tan válido es el modelo para realizar pronósticos se realiza una predicción de los valores conocidos de la serie –lo que se denomina predicción histórica–; esto permitirá observar la precisión del ajuste.

Se procede desde la ventana *Equation* sentencia *Forecast* (Figura 61); en *Series name-Forecast name* se debe asignar el nombre que tendrá la serie con los valores pronosticados, por ello es que –generalmente– al nombre original de la serie se le asigna la letra *f*. Acá se tienen dos alternativas, en *Method-Static forecast* se obtiene el pronóstico para cada observación (Figura 62). El resultado indica que el coeficiente de desigualdad de Theil asume un valor relativamente bajo –este coeficiente varía entre 0 y 1, cuanto más cercano a 0 mejor pronóstico– la composición de esta desigualdad es buena, ya que la mayor cantidad se debe a la covarianza.

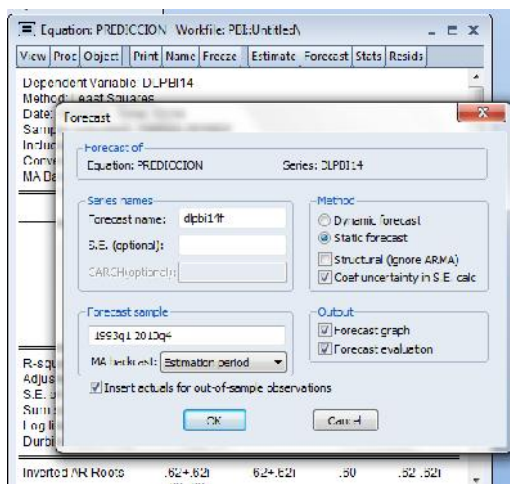


Figura 61

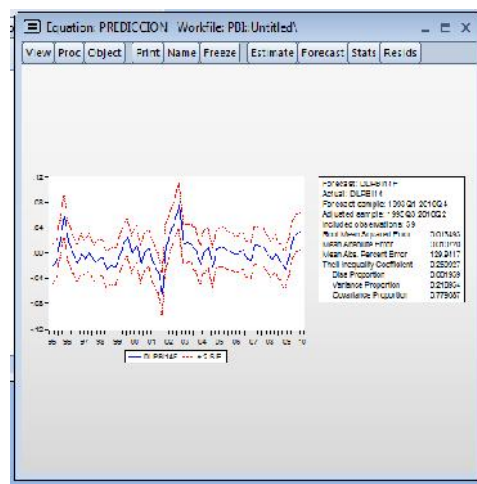


Figura 62

Siguiendo la resolución, en *Forecast-Method-Dynamic forecast* se realizan las predicciones futuras (Figura 63); este comando pronostica para todo el periodo a partir de la primera observación, esto significa que utiliza sólo el primer valor observado luego realiza el pronóstico con los valores pronosticados en el periodo anterior. El coeficiente de desigualdad de Theil es 0,556 por lo que este es un pronóstico regular (Figura 64). Este comando es válido cuando se pronostican los valores futuros –desconocidos porque no han sido observados aún– a partir del último valor conocido, para esto debe ampliarse el rango del *Workfile*.



Figura 63

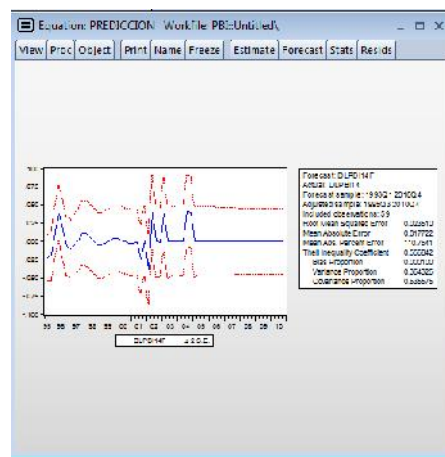


Figura 64

Desde *Workfile-Proc-Structure/Resize Current Page...* (Figura 65) se habilita el cuadro de diálogo para diseñar el archivo de trabajo, en *Date specification-End date* se cambia 2010Q4 por 2011Q4 (Figura 66), esta acción agrega 7 observaciones a la serie, una para cada trimestre desde el segundo de 2010 hasta el cuarto del año 2011 con la finalidad de realizar el pronóstico futuro.

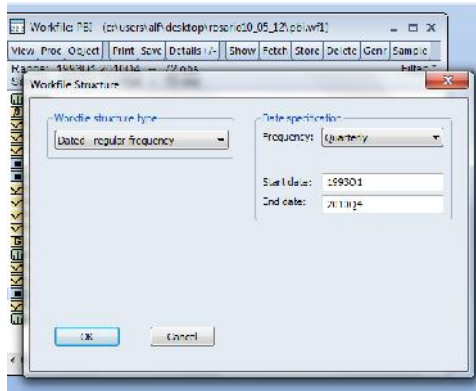


Figura 65

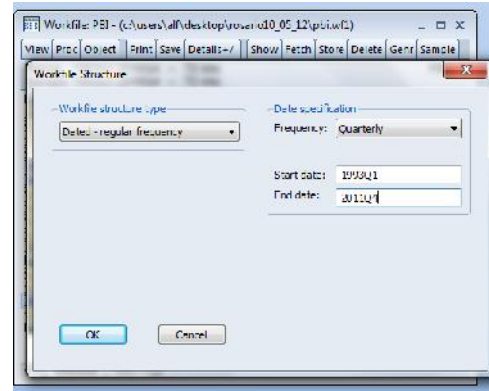


Figura 66

Ahora se realiza nuevamente el pronóstico pero indicando en *Forecast sample* el periodo 2010Q1 2011Q4 (Figura 67), el resultado es un valor 0,028589 para la variable DLPBI14, correspondiente al segundo trimestre de 2010 (Figura 68).

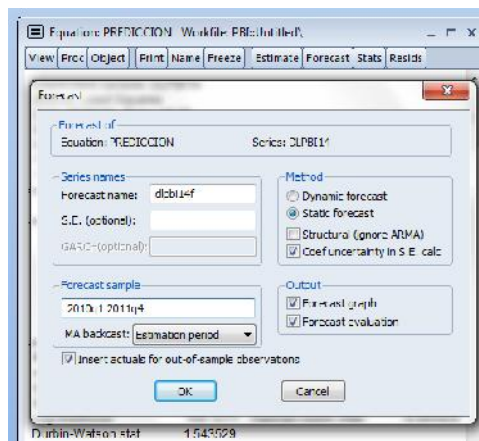


Figura 67

Quarter	Value
2006Q3	0.00903
2006Q4	-0.000418
2007Q1	-0.006340
2007Q2	0.006418
2007Q3	0.001811
2007Q4	0.002225
2008Q1	-0.005335
2008Q2	-0.00567
2008Q3	-0.008201
2008Q4	-0.027380
2009Q1	0.019492
2009Q2	-0.027948
2009Q3	0.004250
2009Q4	0.029227
2010Q1	0.002431
2010Q2	0.028589
2010Q3	NA
2010Q4	NA
2011Q1	NA
2011Q2	NA
2011Q3	NA
2011Q4	NA

Figura 68

Realizando un pronóstico estático para valores futuros, se obtiene el valor del primer trimestre desconocido. Entonces, retomando la ecuación (5) y expresándola en el momento $t + 1$

$$DLPBI14_{t+1} = PBI_{t+1} - PBI_t - PBI_{t-3} + PBI_{t-4}$$

Se tiene que:

$$PBI_{t+1} = DLPBI14_{t+1} + PBI_t + PBI_{t-3} - PBI_{t-4}$$

Remplazando t por el momento de tiempo que corresponda y a las observaciones de las variables por el valor asumido, se tiene:

$$PBI_{2010Q2} = DLPBI14_{2010Q2} + PBI_{2010Q1} + PBI_{2009Q2} - PBI_{2009Q1}$$

$$PBI_{2010Q2} = 0,028589 + 381221,63 + 393181,28 - 357096,42$$

Resolviendo:

$$PBI_{2010Q2} = 417306,526$$

Para conocer el resto de los trimestres es necesario tomar el valor pronosticado en la serie $DLPBI14F_{t+1}$ (0,028589) y llevarlo a $DLPBI14_{t+1}$, esto se hace en la tabla de datos de las variables $DPBI14F$, $DPBI14$ y PBI ; en este cuadro de diálogo, el comando *Edit* habilita el ingreso de datos a las series.

En Eviews, la serie PBI se completa a través de generar la ecuación $PBI_{t+1} = DLPBI14_{t+1} + PBI_t + PBI_{t-3} - PBI_{t-4}$; repitiendo este procedimiento para todos los períodos $t+k$, da por resultado la serie con el pronóstico de 7 trimestres hacia adelante. Cabe aclarar que, para este caso particular, $k=7$ es el número de periodos hacia adelante para los que se quiere el pronóstico.

Para evaluar la capacidad predictiva del modelo se utilizan los estadísticos de la Figura 62.

La raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM), el error absoluto medio (EAM) y el error absoluto medio en términos porcentuales (EAMP) son útiles para comparar modelos, pero no permiten evaluar la capacidad predictiva de un solo modelo; a la hora de la comparación, debe preferirse aquel pronóstico que tenga menores valores en estos indicadores. El coeficiente de desigualdad de Theil (CDT), conjuntamente con sus tres componentes aditivos (componente de sesgo [*Bias*], componente de varianza [*Variance*] y componente de covarianza [*Covariance*]), tiene la capacidad de informar qué tan bueno es el pronóstico. CDT varía entre 0 y 1, cuanto más cerca de 0 se encuentra mejor es el pronóstico. Los tres componentes de Theil son proporciones, indican la participación de cada uno de ellos en el coeficiente de Theil. El componente de sesgo tiene naturaleza sistemática, el componente de varianza aumenta cuando más difieren entre sí las desviaciones estándar de los pronósticos y las observaciones; el componente de covarianza reúne las divergencias entre la covariación de pronóstico y observación reflejando una fuente de desigualdad cuya corrección no es posible dada su naturaleza no sistemática. La situación ideal es aquella que reúne la mayor proporción de error en el último componente el de covarianza.

En la Figura 62 se tiene un coeficiente de Theil de 0,27 con buenos componentes, cerca del 78% de la desigualdad viene explicada por el componente de la covarianza, lo cual quiere significar que estamos en presencia de un buen pronóstico.

Hay que tener en cuenta que lo que se evalúa es el conjunto de datos observados, no las observaciones pronosticadas; para estas últimas podremos conocer si el pronóstico ha sido bueno cuando efectivamente se observe el valor de la variable dependiente para ese conjunto de variables explicativas (cabe mencionar que el verdadero valor del PBI para el segundo trimestre de 2010, difiere del pronosticado en poco mas del 5%). Esta es la razón por la que en la Figura 62 no hay indicadores de pronóstico; lo cual responde al hecho de que todos los indicadores requieren en su cálculo del valor observado de la variable. El conjunto de indicadores se calcula de la siguiente manera:

- raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM),

$$RECM = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^s - Y_t^a)^2}$$

Y_t^s es el valor pronosticado de Y_t

Y_t^a es el valor observado

T es el número de periodos en el pronóstico

RECM es una medida de la desviación de la variable pronosticada del verdadero valor observado.

- el error absoluto medio (EAM)

$$EAM = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |Y_t^s - Y_t^a|$$

- error absoluto medio en términos porcentuales (EAMP)

$$EAMP = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{Y_t^s - Y_t^a}{Y_t^a} \right|$$

- Coeficiente de Theil

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^s - Y_t^a)^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^s)^2} + \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^a)^2}}$$

-proporción del sesgo: $U^m = \frac{(\bar{Y}^s - \bar{Y}^a)^2}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^s - Y_t^a)^2}$

-proporción de la varianza: $U^s = \frac{(\sigma_s - \sigma_a)^2}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^s - Y_t^a)^2}$

-proporción de la covarianza: $U^c = \frac{2(1-\rho)^2 \sigma_s \sigma_a}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^s - Y_t^a)^2}$