Capítulo 22. ESTIMACIÓN Y SIMULACIÓN DE SISTEMAS MULTIECUACIONALES

Capítulo 22. ESTIMACIÓN Y SIMULACIÓN DE SISTEMAS MULTIECUACIONALES

Las pruebas de consistencia e independencia y las condiciones de identificación y la prueba de simultaneidad constituyen un conjunto de herramientas para validar la estructura lógica y el método de estimación del modelo.

El análisis estático comparativo y el análisis dinámico en los modelos multiecuacionales enriquecen el estudio econométrico al permitir conocer las interrelaciones entre las variables.

En este Capítulo se discuten los métodos de estimación y se introduce a las técnicas de simulación.

22.1 Supuestos en la estimación de múltiple ecuaciones

En un modelo multiecuacional:

$$\mathbf{AY} + \mathbf{BX} = \boldsymbol{\varepsilon}$$

1) la matriz cuadrada **A** tiene que tener determinante no nulo
2) $|\mathbf{A}| \neq \mathbf{0}$
3) la función de densidad conjunta de las perturbaciones aleatorias condicionadas a las variables predeterminadas es independiente de los valores que tomen las variables predeterminadas
4) $E(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{1t}, \dots \varepsilon_{Gt}/X_{1t}, X_{1t}, \dots X_{kt}) = E(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{1t}, \dots \varepsilon_{Gt})$
5) hay esperanza nula de las perturbaciones aleatorias
6) $\mathrm{E}(\varepsilon_1) = \mathrm{E}(\varepsilon_2) = \cdots = \mathrm{E}(\varepsilon_G) = 0 \quad \forall t$
7) hay independencia mutua de las perturbaciones sucesivas
8) $\mathrm{E}(\varepsilon_{11}, \varepsilon_{12}, \dots \varepsilon_{1T}; \varepsilon_{21}, \varepsilon_{22}, \dots \varepsilon_{2T}; \dots; \varepsilon_{G1}, \varepsilon_{G2}, \dots \varepsilon_{GT}) =$ $producto\ de\ marginales$
9) la matriz $\sum$ de varianzas y covarianzas de ε es simétrica e independiente de t

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{GG} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2G} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{G1} & \sigma_{G2} & \cdots & \sigma_{GG} \end{bmatrix}$$

$E(\varepsilon_{it}\varepsilon_{jt}) = \sigma_{ij} = \sigma_{ji} \qquad \forall t$

$E(\varepsilon_{it}\varepsilon_{it}) = \sigma_{ii} = \sigma_i^2 \qquad \forall t$

Esta hipótesis es una generalización de la hipótesis de homocedasticidad del modelo uniecuacional

las ε no están correlacionadas serialmente

$E(\varepsilon_{it}\varepsilon_{j(t-1)}) = E(\varepsilon_{it}\varepsilon_{j(t-2)}) = \cdots = 0 \qquad \forall i \neq j$

Esto es una generalización de la hipótesis de no autocorrelación

10) la distribución conjunta de las G perturbaciones aleatorias es normal para todo t, que es una generalización de la hipótesis de normalidad.

11) hay independencia de las perturbaciones aleatorias y las variables predeterminadas

$E(\varepsilon_{it}X_{jt} = 0) \qquad \forall i = 1,2 \ldots G \qquad \forall j = 1,2 \ldots K \qquad \forall t = 1,2 \ldots T$

Un modelo constituye un sistema de ecuaciones simultáneas si todas las ecuaciones son necesarias para determinar el valor de al menos una de las variables endógenas incluidas en el modelo.

22.2 Estimación de modelos lineales de ecuaciones múltiples

Las distintas técnicas pueden agruparse en dos conjuntos:

- Técnicas de información limitada, donde la estimación se realiza ecuación por ecuación. Aquí se tienen
  - Mínimos cuadrados directos
  - Mínimos cuadrados indirectos (MCI)
  - Método de variables instrumentales
  - Mínimos cuadrados bietápicos
  - Modelos recursivos
  - Máxima verosimilitud con información limitada

- Técnicas de información completa, la estimación se realiza simultáneamente en todas las ecuaciones del modelo. Aquí se tiene
  - Método de máxima verosimilitud
  - Regresiones aparentemente no relacioanadas
  - Mínimos cuadrados en tres etapas
  - Mínimos cuadrados en dos etapas ponderado
  - Método generalizado de momentos con corrección de White
  - Método HAC (Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix Method)

No es indistinto aplicar uno u otro, esto va a depender de las características que reúna el sistema en donde las condiciones de identificación juegan un papel determinante.

Técnicas de información limitada

Mínimo Cuadrado Directo

Se estima cada ecuación por mínimos cuadrados ordinarios sin importar si está identificada o sobreidentificada. La condición es que las variables explicativas no sean endógenas en el sistema.

Mínimos cuadrados indirectos

Cada ecuación del sistema tiene que estar exactamente identificada para que el resultado de aplicar el método sea válido. Consiste en:

1. Expresar el sistema en su forma reducida
2. Estimar cada ecuación por mínimos cuadrados ordinarios
3. Calcular los coeficientes estructurales a partir de los coeficientes de la forma reducida

Métodos de variables instrumentales

La aplicación de este método se justifica en la existencia de variables explicativas correlacionadas con el término de error y la condición es que las ecuaciones estén sobreidentificadas.

El método consiste en reemplazar la variable correlacionada con el error por un instrumento. La variable instrumento no está correlacionada con el error pero sí con la variable endógena y con la variable que le sirve de instrumento. El instrumento para una ecuación es una variable existente en otra ecuación del modelo.

La estimación se realiza por mínimos cuadrados ordinarios a cada ecuación por separado

Mínimos cuadrados bietápicos o en 2 etapas

Las ecuaciones deben estar sobreidentificadas y en cada ecuación se aplica mínimos cuadrados ordinarios. El procedimiento se realiza en dos etapas:

- Primera etapa: Se expresa el sistema en su forma reducida y se estima por mínimos cuadrados ordinarios. Esto consiste en estimar todas las variables endógenas en función de todas las exógenas:

$$Y_{it} = f(X_{it})$$

De aquí se obtienen las $\hat{Y}_{it}$

- Segunda etapa: Se reemplaza en las ecuaciones estructurales las variables endógenas explicativas por su estimación de la primera etapa. Se estiman las ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados ordinarios

$$Y_{it} = f\left(X_{it}, \hat{Y}_{it}\right)$$

Modelos recursivos

La condición para que sea modelo recursivo es que la matriz **A** sea triangular. Las perturbaciones aleatorias deben tener media nula, homocedasticidad y no autocorrelación. La estimación se realiza por mínimos cuadrados ordinarios.

Máxima verosimilitud con información limitada

Todas las ecuaciones deben ser lineales. Se particiona el modelo en dos grupos:

Grupo 1. Debe tener todas las ecuaciones identificadas

Grupo 2. Puede tener ecuaciones de cualquier naturaleza (identificadas, sobreidentificadas o subidentificadas)

El método estima los parámetros del grupo 1 sin utilizar la información del grupo 2.

Técnicas de información completa

Máxima verosimilitud con información completa

Aquí se estiman todas las ecuaciones estructurales del modelo simultáneamente.

Dado el modelo $\mathbf{A\,Y} + \mathbf{B\,X} = \boldsymbol{\varepsilon}$

Se exige la maximización de la función de verosmilitud

$$\frac{1}{T}\log f_n\left(\frac{Y}{T}; \mathrm{A}, \mathrm{B}, \Sigma\right) = \mathrm{L}(\mathrm{Y}, \mathrm{X}; \mathrm{A}, \mathrm{B}, \Sigma)$$

Σ es la matriz de las covarianzas no nulas de las perturbaciones aleatorias ε_1, ε_2, …, ε_T

f_n es la función de densidad conjunta de las variables endógenas Y_1, Y_2, ..., Y_T condicionadas al vector X

Los estimadores maximoversímiles harán máxima tanto a la función L como a f_n. La función de densidad conjunta de las perturbaciones aleatorias debe cumplir con las condiciones de normalidad. Si no se satisface esta condición se obtendrán estimaciones cuasiverímiles.

Mínimos cuadrados en tres etapas

Se realiza la estimación en dos etapas, luego se hace uso de la matriz de varianzas y covarianzas de las perturbaciones para estimar los coeficientes de todo el modelo

Métodos robustos a la heterocedasticidad, White y HAC

Estos son los mínimos cuadrados en dos etapas ponderados, el método generalizado de momentos con corrección de White y Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix Method (HAC). Se aplican cuando hay heterocedasticidad y autocorrelación que no pueden eliminarse con los métodos habituales.

Ejemplo 22.1. Modelo keynesiano de determinación de los ingresos

Se especifica el modelo

$$
\begin{aligned}
C_t &= \beta_{11} + \beta_{12}Y_t + \beta_{13}T_t + \varepsilon_{1t} \\
I_t &= \beta_{21} + \beta_{22}Y_{t-1} + \varepsilon_{2t} \\
T_t &= \beta_{31} + \beta_{32}Y_t + \varepsilon_{3t} \\
Y_t &= C_t + I_t + G_t
\end{aligned}
$$

Donde:

C_t Consumo

Y_t Ingreso

T_t Impuestos

I_t Inversión

G_t Gasto público

Las hipótesis sobre los parámetros del modelo afirman que β_{11}, β_{12}, β_{21}, β_{22}, β_{31} y β_{32} son mayores que cero y β_{13} es menor que cero.

La Tabla 1 reúne el resultado de aplicar las condiciones de identificación al modelo.

La falta de identificación de una ecuación da lugar a que no puedan estimarse todos los coeficientes de la forma estructural. Algunos autores consideran que no es necesaria la condición de rango, si la condición de orden indica que las ecuaciones están identificadas.

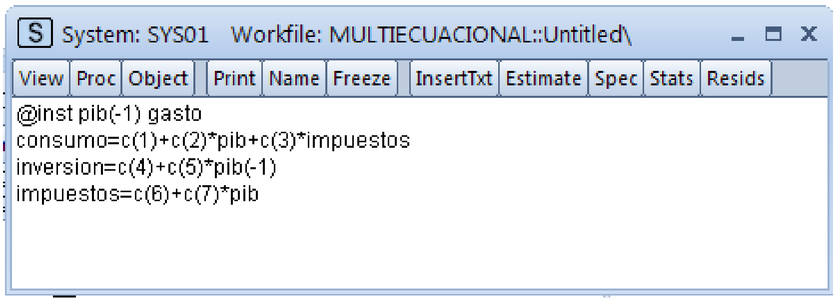
En el Ejemplo 21.6 se analizó la simultaneidad y se comprobó su existencia; derivada ésta de las variables endógenas que actúan como explicativas en diferentes ecuaciones.

Dado que la condición de orden informa que dos ecuaciones están sobreidentificadas, se debe utilizar mínimos cuadrados en dos etapas.

Tabla 1. Condiciones de identificación

Ecuación	Condición de Orden	Condición de Rango
Consumo	Exactamente Identificada	No identificada
Inversión	Sobreidentificada	Identificada
Impuestos	Sobreidentificada	Identificada

Para estimar por mínimos cuadrados en dos etapas, primero se debe editar el sistema desde *Object-New Object-System*. En la primera línea debe indicarse el listado de variables que actuarán como instrumentos, generalmente las exógenas del sistema ocupan este rol; la sentencia correcta es @inst seguida de las variables instrumentos. Luego se editan las ecuaciones de la forma estructural.



Con datos para la economía argentina del periodo 2001-2011, la estimación se realiza desde Estimate-Estimation Method-Two Stage Least Squares. El resultado aparece en la Figura.

La ecuación consumo tiene dos coeficientes no significativos, el correspondiente al consumo autónomo y a la presión tributaria.

Las tres ecuaciones presentan alta bondad de ajuste. El estadístico de Durbin-Watson informa la ausencia de autocorrelación en la ecuación de consumo.

En la ventana System:SYS01, desde View-Residual diagnostics-Portmanteau Autocorrelation Tests, se accede al test de autocorrelación y desde desde View-Residual diagnostics-Normality test-Cholesky of covariance, al test de normalidad.

En la Figura se observa la aceptación de la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación de errores en el sistema estimado y la presencia de residuos normales, para cada ecuación y para todo el sistema.

S System: SYS01 Workfile: MULTI121112::ANUAL\

View Proc Object Print Name Freeze InsertTxt Estimate Spec Stats Resids

System: SYS01
Estimation Method: Two-Stage Least Squares
Date: 11/20/12 Time: 13:37
Sample: 2001 2011
Included observations: 11
Total system (balanced) observations 33

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	8126.967	24628.17	0.329987	0.7441
C(2)	0.698786	0.157181	4.445736	0.0001
C(3)	-0.473946	0.498376	-0.950982	0.3504
C(4)	-30817.84	13571.00	-2.270859	0.0317
C(5)	0.305682	0.017759	17.21282	0.0000
C(6)	-48657.32	4052.686	-12.00619	0.0000
C(7)	0.315253	0.004312	73.11878	0.0000

Determinant residual covariance 2.71E+23

Equation: CONSUMO=C(1)+C(2)*PIB+C(3)*IMPUESTOS
Instruments: GASTO PIB(-1) C
Observations: 11

R-squared	0.999448	Mean dependent var	474010.2
Adjusted R-squared	0.999310	S.D. dependent var	279377.5
S.E. of regression	7338.945	Sum squared resid	4.31E+08
Durbin-Watson stat	1.887803		

Equation: INVERSION=C(4)+C(5)*PIB(-1)
Instruments: GASTO PIB(-1) C
Observations: 11

R-squared	0.970519	Mean dependent var	172287.0
Adjusted R-squared	0.967243	S.D. dependent var	122848.0
S.E. of regression	22234.02	Sum squared resid	4.45E+09
Durbin-Watson stat	1.572773		

Equation: IMPUESTOS=C(6)+C(7)*PIB
Instruments: GASTO PIB(-1) C
Observations: 11

R-squared	0.998327	Mean dependent var	205452.6
Adjusted R-squared	0.998141	S.D. dependent var	160383.1
S.E. of regression	6914.605	Sum squared resid	4.30E+08
Durbin-Watson stat	0.758736		

System: SYS01 Workfile: MULTI121112::ANUAL\

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

System Residual Portmanteau Tests for Autocorrelations
Null Hypothesis: no residual autocorrelations up to lag h
Date: 11/20/12 Time: 13:43
Sample: 2001 2011
Included observations: 11

Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	8.586786	0.4763	9.445465	0.3972	9
2	17.13041	0.5142	19.88767	0.3392	18
3	19.59504	0.8473	23.27654	0.6701	27
4	23.42287	0.9474	29.29170	0.7781	36
5	29.46200	0.9644	40.36344	0.6685	45
6	32.13657	0.9921	46.24749	0.7642	54
7	40.34787	0.9883	68.82857	0.2867	63
8	43.22681	0.9971	79.38467	0.2576	72
9	45.31455	0.9995	90.86726	0.2125	81
10	46.17208	1.0000	100.3001	0.2149	90
11	46.17208	1.0000	NA	NA	99
12	46.17208	1.0000	NA	NA	108

*The test is valid only for lags larger than the System lag order.
df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

System: SYS01 Workfile: MULTI121112::ANUAL\

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

System Residual Normality Tests
Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
Null Hypothesis: residuals are multivariate normal
Date: 11/20/12 Time: 13:43
Sample: 2001 2011
Included observations: 11

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.020582	0.000777	1	0.9778
2	-1.220838	2.732481	1	0.0983
3	0.142939	0.037458	1	0.8465
Joint		2.770716	3	0.4283

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	1.794100	0.666506	1	0.4143
2	3.248136	0.028220	1	0.8666
3	2.402840	0.163442	1	0.6860
Joint		0.858168	3	0.8355

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	0.667283	2	0.7163
2	2.760702	2	0.2515
3	0.200900	2	0.9044
Joint	3.628884	6	0.7268

22.3 Evaluación de la estimación

Cualquiera sea el método utilizado para estimar un modelo multiecuacional, la evaluación se realiza ecuación por ecuación de igual manera que en los modelos uniecuacionales.

Es necesario observar el valor de R^2, la significatividad individual y conjunta de las variables a través de las pruebas t y F, respectivamente; heterocedasticidad, autocorrelación y normalidad. Si hay variables dependientes rezagadas se calcula el h de Durbin.

Puede ocurrir que algunas ecuaciones ajusten y otras no. Un procedimiento muy útil es calcular diferentes medidas de error, y evaluar la estimación a partir de la comparación de estas medidas.

Dados

Y_t^s es el valor simulado de Y_t

Y_t^a es el valor observado

T es el número de periodos en la simulación

entre las diferentes medidas de error se encuentran:

- El error de simulación (rms)

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

rms es una medida de la desviación de la variable simulada del verdadero valor observado. Para hallar el valor de Y_t^s se realiza una simulación histórica.

Siempre se priorizarán modelos con errores muy bajos respecto de alternativos

- El error porcentual rms

$$rms\% = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left(\frac{Y_t^s - Y_t^a}{Y_t^a}\right)^2}$$

Este es el error comparado con el tamaño promedio de la variable bajo análisis.

- Error de simulación medio (esm)

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

- Error de simulación medio porcentual

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

Pindyck ve un problema en el error de simulación medio, los errores positivos pueden estar compensados por los errores negativos lo cual da lugar a valor del error de simulación cercano a 0. Eviews los calcula tomando la diferencia en valor absoluto

- Coeficiente de Theil

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

U puede descomponerse en:

- -proporción del sesgo:

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

U^m que mide el riesgo sistemático. Se espera que $U^m \to 0$ para no tener riesgo sistemático.

- -proporción de la varianza:

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

U^s mide la capacidad del modelo para reproducir la variabilidad de la variable de interés. Si U^s es grande, significa que la serie real ha fluctuado de manera considerable.

- -proporción de la covarianza:

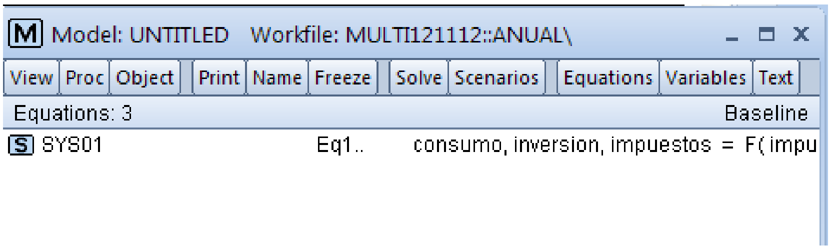
$$U^c = \frac{2(1-\rho)\sigma_s\sigma_a}{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(Y_t^s - Y_t^a)^2}$$

donde ρ es la correlación entre Y_t^s y Y_t^a. U^c mide el error no sistemático. Si la totalidad del error de predicción (o la mayor parte) se concentra en este último indicador es una buena estimación.

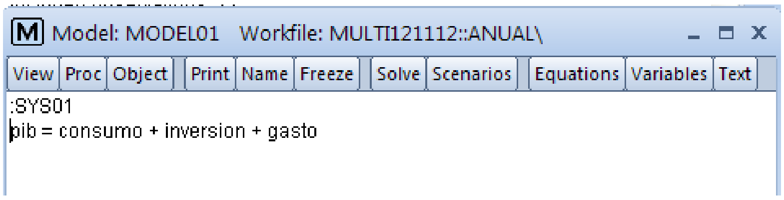
Ejemplo 22.2. Modelo keynesiano de determinación de los ingresos

Para evaluar la estimación del modelo estimado en el Ejemplo 22.1, se necesitan los valores observados y estimados de las variables endógenas.

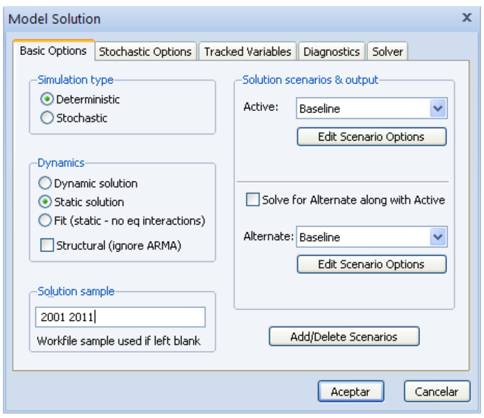
Para obtener en Eviews los valores estimados de las variables endógenas, se trabaja desde la ventana de la estimación, a través de Procs-Make Model.

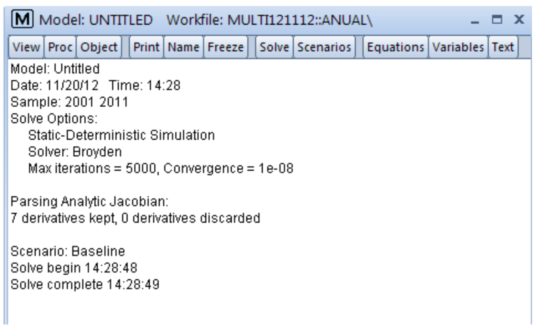


Allí se utiliza el comando Text para ingresar la identidad del modelo. Este comando es la orden que necesita Eviews para permitir editar.

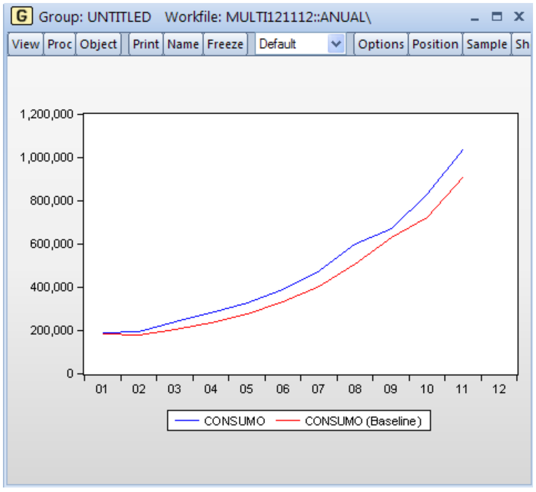


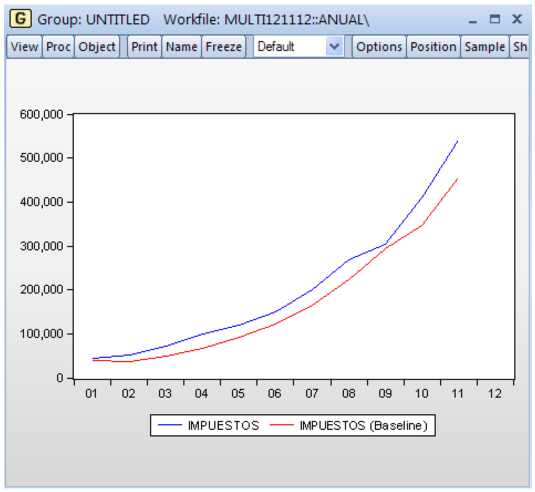
Luego de editada la identidad, se accede al comando Solve. Es necesario cambiar la opción Dynamic solution -configuración por defecto que tiene Eviews- por Static solution y consignar el periodo de estimación 2001-2011. Al aceptar, se resuelve el sistema generando el reporte sin errores y el valor estimado de las variables endógenas para el periodo bajo estudio –las que aparecen con _0 acompañando el nombre de la variable-.

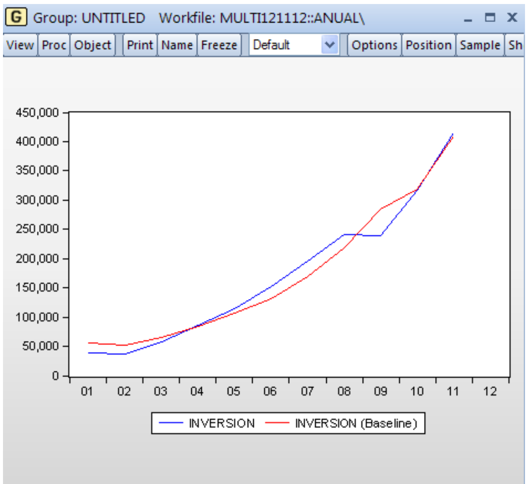


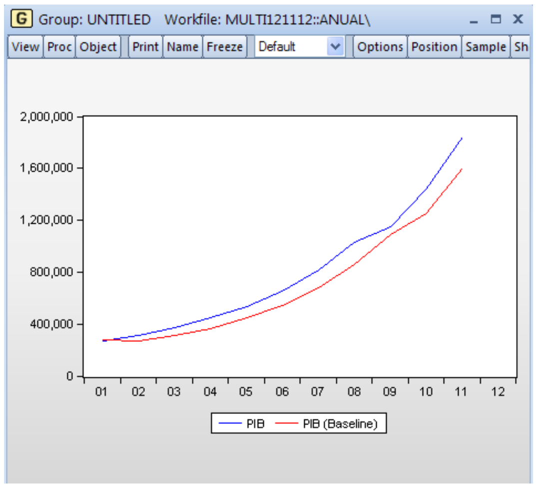


Formando un grupo con cada variable endógena y su correspondiente serie de valores estimados, se grafican las trayectorias de las variables endógenas.

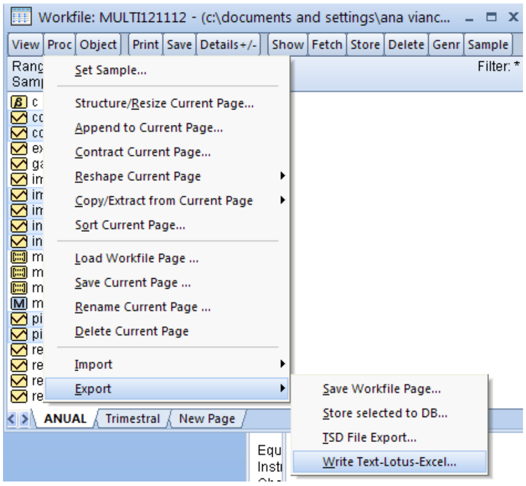


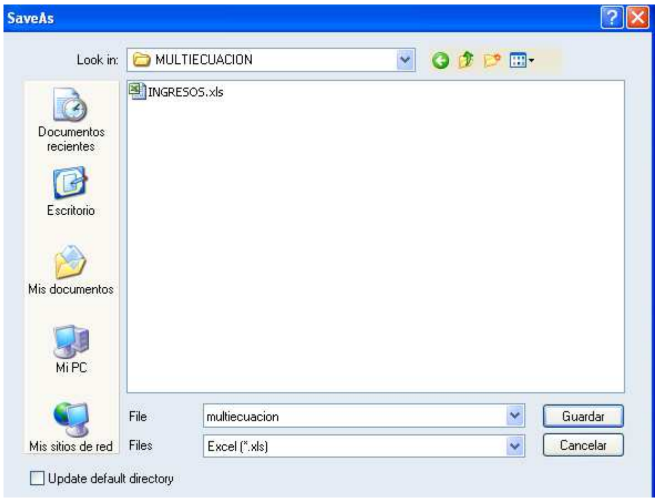


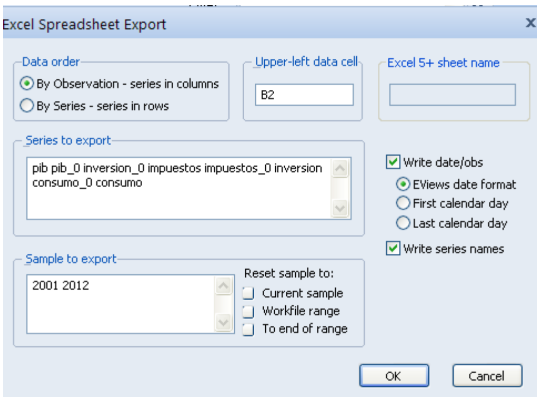




El paso siguiente es llevar las series observadas y estimadas de las variables endógenas a Excel para construir los indicadores estadísticos de evaluación del modelo. Para esto deben seleccionarse las variables de interés y seguir la secuencia Proc-Export-Write Text-Lotus-Excel. Se despliega una ventana en la que se debe ubicar el archivo en la carpeta deseada, indicar el nombre que se le dará al mismo y seleccionar el formato xls. La ventana siguiente informa en qué celda comenzará la tabla de datos, las series exportadas, el número de datos o el periodo al que corresponden los datos.







22.4 Simulación de sistemas multiecuacionales

Luego de estimar el modelo multiecuacional, su resultado puede utilizarse para simular el comportamiento futuro de las variables endógenas. Pindyck (2001) define la simulación como "la solución matemática de un conjunto simultáneo de ecuaciones en diferencia".

Según Loría (2007) se puede tener:

- Simulación histórica, consiste en resolver el sistema en forma conjunta y obtener los nuevos valores de las variables endógenas. Involucra todas las ecuaciones, transformaciones algebraicas e identidades contables. Permite evaluar la consistencia conjunta del modelo y juzgar las propiedades estructurales y dinámicas.
- Análisis de sensibilidad, permite evaluar el peso específico de las variables exógenas y de política del sistema.
- Pronósticos. Es el cálculo del valor futuro de las variables endógenas. Loría considera apropiado

Corto plazo = 1-2 periodos

Medio plazo = 3-5 periodos

Largo plazo = más de 6 periodos

- Prospección, construcción de escenarios en el largo plazo. Aquí se asignan variaciones a las variables exógenas pero también se puede recurrir al cambio manual (denominado calibración personal por parte del modelador) de algunos parámetros de interés.

La simulación puede hacerse de manera estática o dinámica. La simulación estática resuelve el modelo en cada año de acuerdo con los valores observados en las endógenas. La simulación dinámica utiliza valores observados solo para las exógenas y los iniciales de las endógenas. A partir del segundo dato, los valores observados de las endógenas son reemplazados por los valores estimados. Por esto, la simulación dinámica tiende a generar mayores errores debido a que acumula los errores de cada año. Según Klein, esta es mejor porque es más rigurosa.

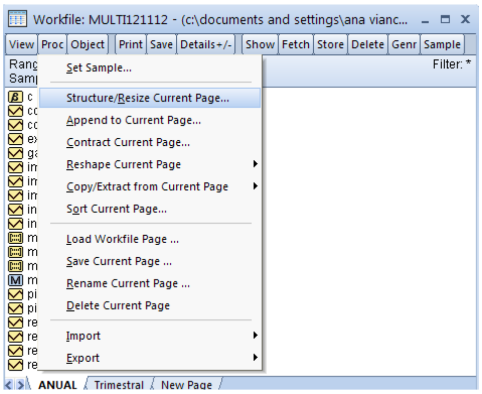
Loria advierte que Eviews resuelve las ecuaciones en el orden en que aparecen en el modelo; si una endógena está en la ecuación siguiente como explicativa, Eviews utiliza el valor simulado, no el observado.

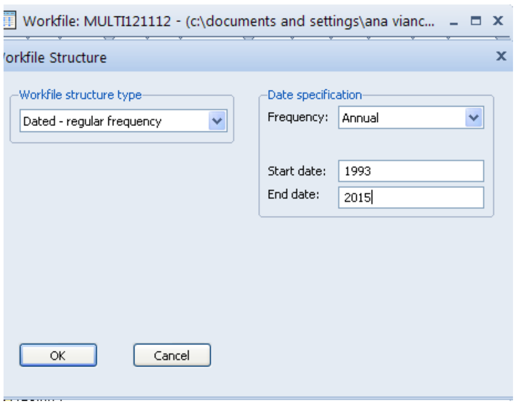
Ejemplo 22.3. Modelo keynesiano de determinación de los ingresos

El modelo planteado en el Ejemplo 22.1 y estimado en el Ejemplo 22.2, tiene dos variables exógenas: Gasto e Ingresos del periodo anterior.

Para realizar la simulación debe adoptarse algún criterio respecto del comportamiento de estas variables exógenas. En la variable ingresos, al estar rezagada un periodo, no es necesario que se adopte algún criterio sobre ella, lo que sí es necesario hacer sobre la variable Gasto.

La simulación va a realizarse para el periodo 2012-2015, lo que obliga a ampliar la estructura del Workfile. Desde la ventana del Workfile, se selecciona Proc-Structure/Recize Current Page, en End date se cambia el año existente por 2015.





Se plantean tres escenarios para la política fiscal en el periodo 2012-2015:

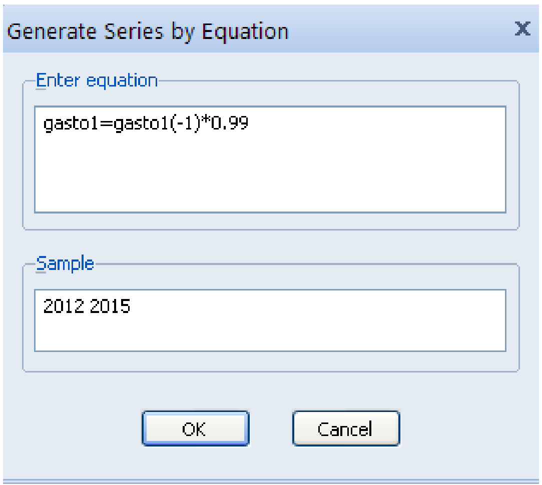
- contractiva: el gasto disminuirá el 1% anual
- fija: el gasto público no sufrirá modificaciones
- expansiva: el gasto aumentará el 1% anual

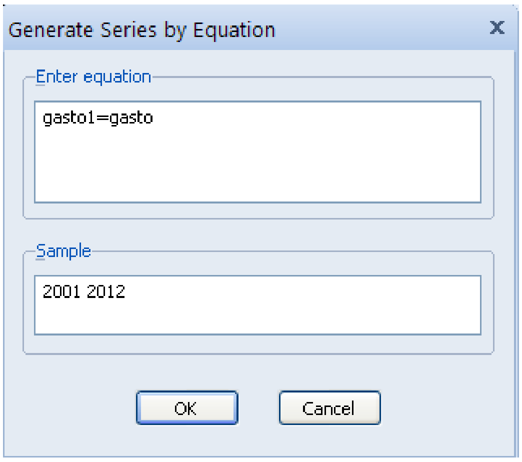
Para tener en cuenta estas tres situaciones, se debe generar una serie de gastos para cada escenario, las que se denominan Gasto1, Gasto2 y Gasto3, respectivamente.

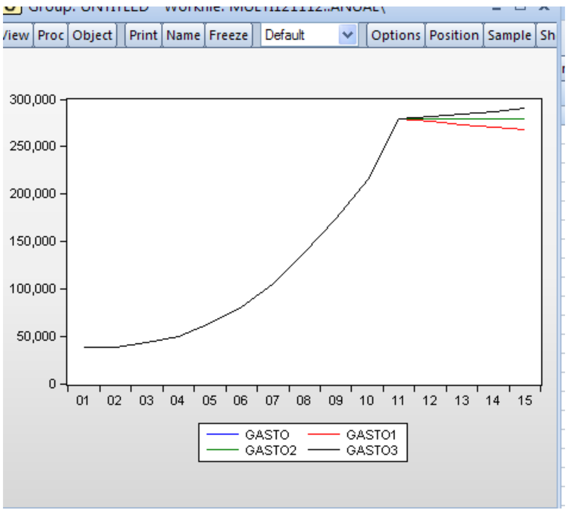
Para la política fiscal contractiva se genera la serie Gasto1 utilizando el comando Genr. Primero debe completarse la serie Gasto1 con los datos existentes de la serie Gasto. Luego, incorporar la variación para los sucesivos años a partir de 2012.

Se ha supuesto una política contractiva que tiene previsto disminuir el gasto público el 1% en forma anual. Para esto se debe completar la serie Gasto1 haciendo Gasto1=gasto1(-1)*0.99 en el periodo 2012 2015.

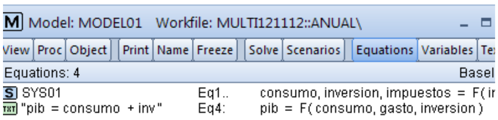
En la figura se observa el comportamiento de las series Gasto, Gasto1 Gasto2 y Gasto3, hasta el año 2015. Todas tienen las mismas observaciones hasta el año 2011, por esta razón sólo se grafica una línea.

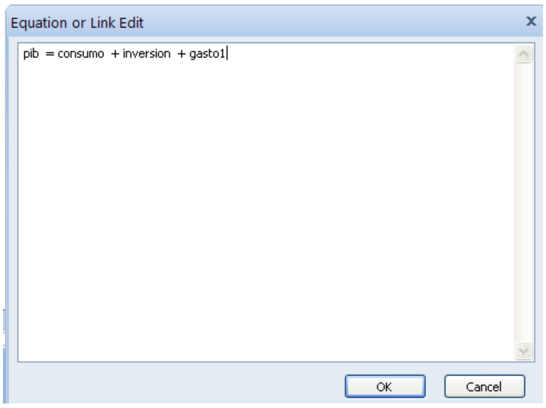


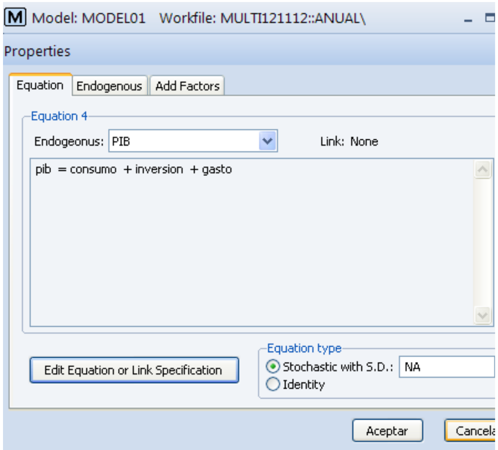


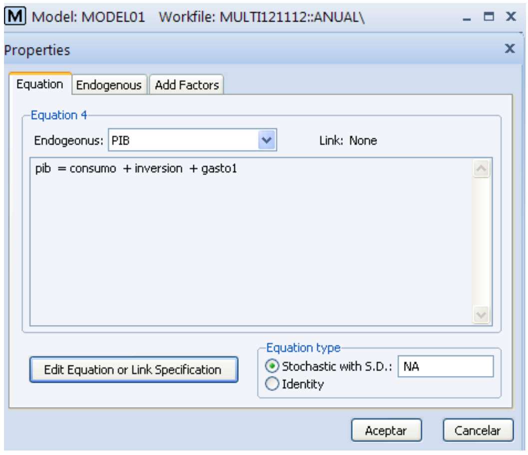


Ya se cuenta con la información de las variables exógenas, ahora deben introducirse modificaciones en el modelo. Estas se relacionan con incorporar la variable Gasto pronosticado para el periodo 2012 2015. En la ventana del modelo se selecciona la opción Equation, luego con el mouse clickear en la identidad contable y en Edit Equation or link Specification, modificando el nombre de la variable Gasto por el de Gasto1.

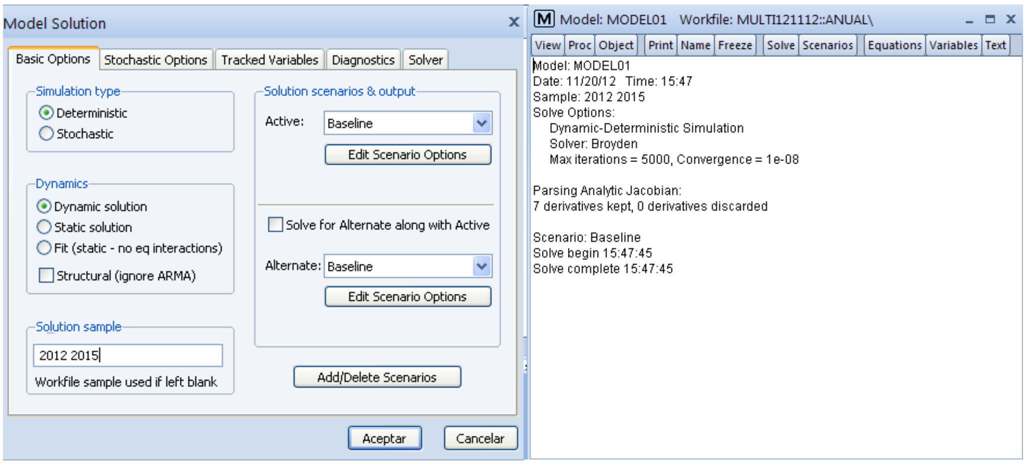




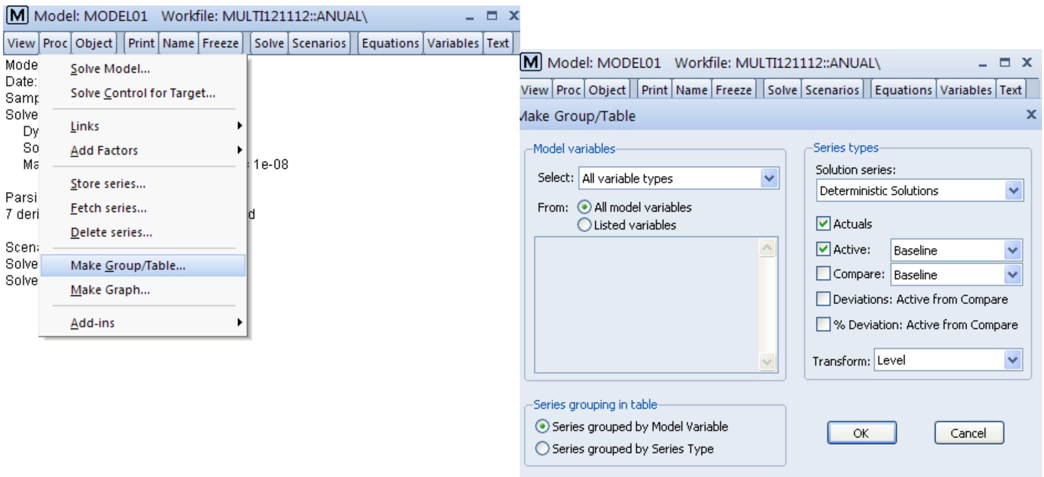


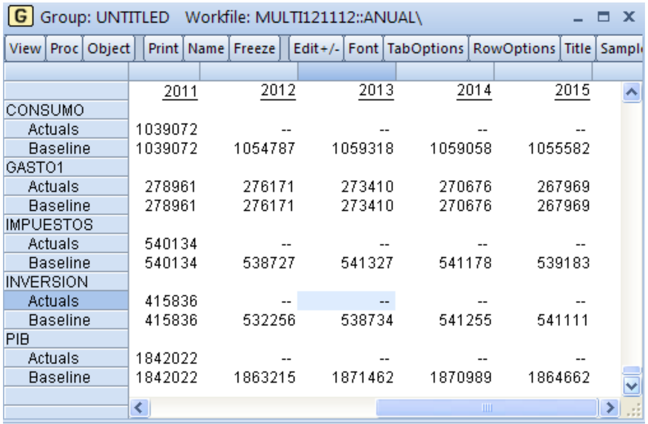


Ahora se realiza la simulación de las variables endógenas a partir del valor pronosticado de la variable exógena. Desde la ventana del Modelo, ir a Solve. Debe seleccionarse Dynamic Solution y modificarse Solution Sample, la cual debe ser 2012 2015. El resultado de esta acción es un mensaje que no evidencia errores.



Desde Proc-Make Group/Table, seleccionar Actuals y Active para que muestre los valores simulados para las variables endógenas en el periodo 2012-2015. El resultado es el reporte para cada variable y en cada año del valor observado y el valor simulado (Baseline). Desde name puede dársele un nombre al grupo.





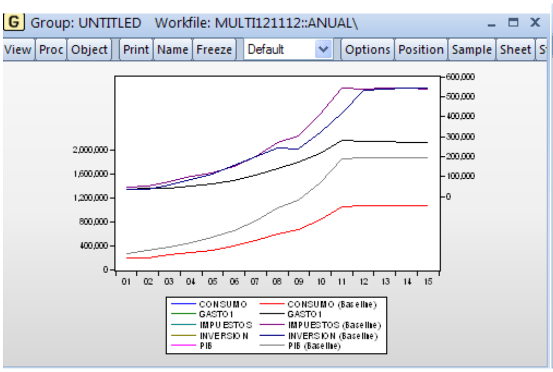
	2011	2012	2013	2014	2015
CONSUMO					
Actuals	1039072	--	--	--	--
Baseline	1039072	1054787	1059318	1059058	1055582
GASTO1					
Actuals	278961	276171	273410	270676	267969
Baseline	278961	276171	273410	270676	267969
IMPUESTOS					
Actuals	540134	--	--	--	--
Baseline	540134	538727	541327	541178	539183
INVERSION					
Actuals	415836	--	--	--	--
Baseline	415836	532256	538734	541255	541111
PIB					
Actuals	1842022	--	--	--	--
Baseline	1842022	1863215	1871462	1870989	1864662

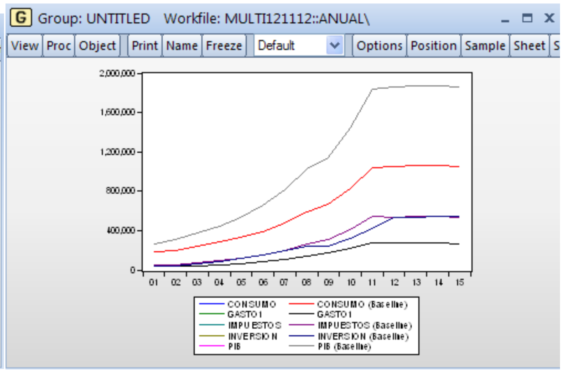
En la Tabla 2 se observa el impacto porcentual en las variables endógenas cuando el gasto público disminuye el 1% anual.

Tabla 2. Impacto de la Política fiscal contractiva

Consumo	Inversión	Impuestos	PIB
1,51	28,00	-0,26	1,15
0,43	1,22	0,48	0,44
-0,02	0,47	-0,03	-0,03
-0,33	-0,03	-0,37	-0,34

Desde View-Graf se grafican las series simuladas





Las derivadas de estática comparativa habían indicado que las variaciones en el Gasto impactaban de manera positiva en el consumo, los ingresos y los impuestos.

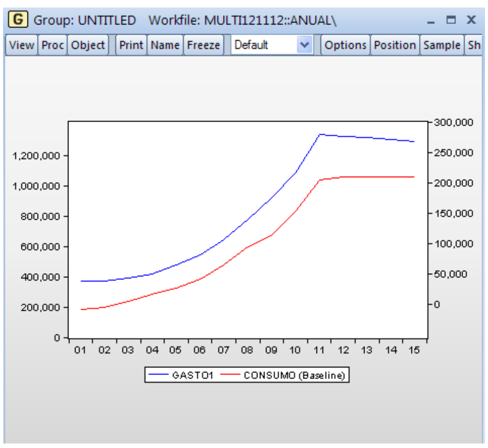
$$\frac{dC}{dG} = \frac{-\beta_{13}\beta_{32} - \beta_{12}}{\beta_{12} + \beta_{32}\beta_{13} - 1} = 1.22$$

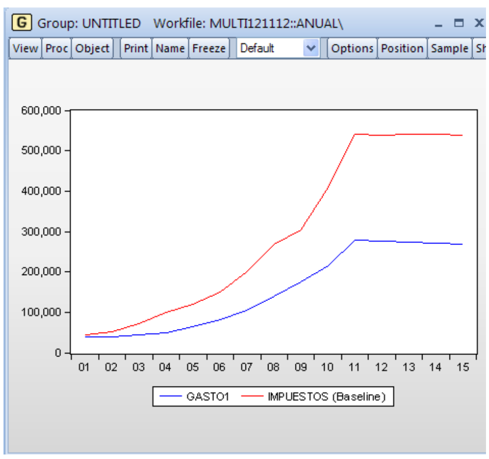
$$\frac{dY}{dG} = \frac{-1}{\beta_{12} + \beta_{32}\beta_{13} - 1} = 2.22$$

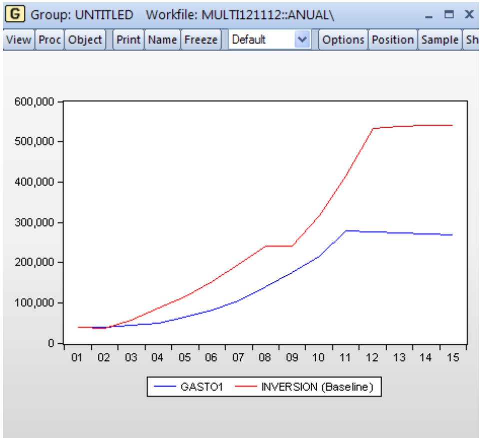
$$\frac{dT}{dG} = \frac{-\beta_{32}}{\beta_{12} + \beta_{32}\beta_{13} - 1} = 0.70$$

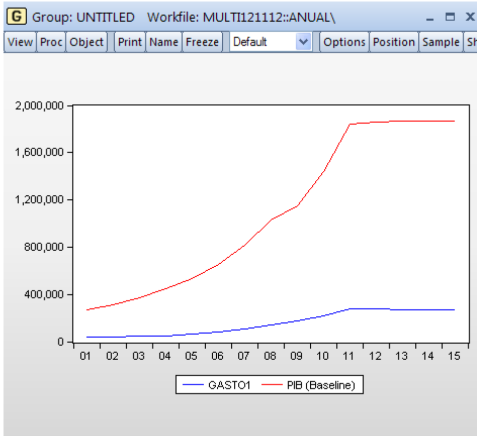
$$\frac{dI}{dG} = 0$$

Este resultado, ¿está de acuerdo al gráfico? porqué?









A. Repita el procedimiento para las políticas de estabilidad y expansión fiscal
B. Compara los tres escenarios

CASOS DE ESTUDIO, PREGUNTAS Y PROBLEMAS

Caso 22.1: Modelo keynesiano de determinación de los ingresos.

El modelo presentado a lo largo del capítulo puede resolverse reemplazando la ecuación de Impuestos en el Consumo y ésta, conjuntamente con la Inversión, en la ecuación de Ingresos.

$$C_t = \beta_{11} + \beta_{12}Y_t + \beta_{13}T_t$$
$$I_t = \beta_{21} + \beta_{22}Y_{t-1}$$
$$T_t = \beta_{31} + \beta_{32}Y_t$$
$$Y_t = C_t + I_t + G_t$$

Realizando las operaciones algebraicas necesarias se llega a la siguiente expresión

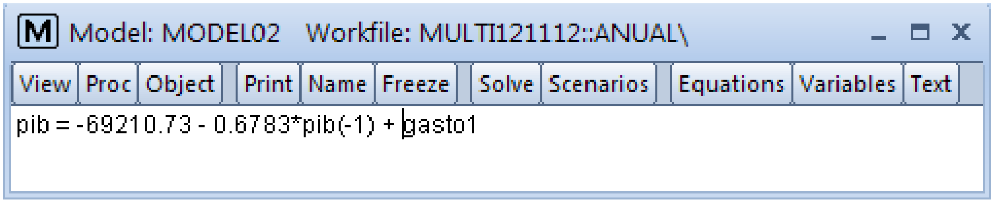
$$Y_t = \frac{\beta_{11} + \beta_{13}\beta_{31} + \beta_{22}}{1 - \beta_{11} - \beta_{13}\beta_{32}} + \frac{\beta_{22}}{1 - \beta_{11} - \beta_{13}\beta_{32}} Y_{t-1} + G_t$$

A. Resuelva con los valores obtenidos en la estimación
B. Realice la simulación para el periodo 2012 2015
C. Muestre la gráfica de los valores observados y simulados de PIB

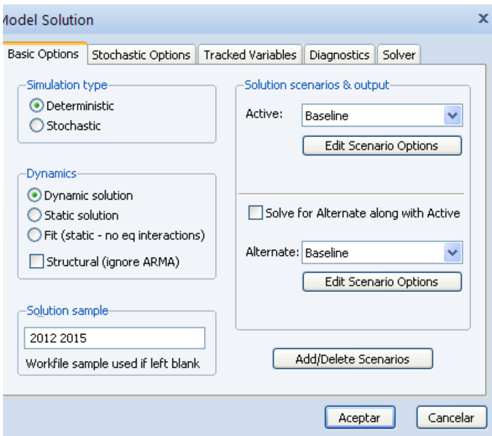
El procedimiento en Eviews es el siguiente:

1) construir un modelo desde Object-New object-Model-Text

2) Escribir la ecuación con los valores de los coeficientes



3) Ir a Equations-Save-Solve y seleccionar dynamic solution



Caso 22.2: Modelo keynesiano de determinación de los ingresos.

Repita los procedimientos realizados en los ejemplos 22.1, 22.2, 22.3 y en el Caso 22.1 para datos trimestrales.

Bibliografía

- **Caridad, J.M. y Ocerin.** *Econometría: Modelos Econométricos Y Series Temporales*. Barcelona: Editorial Reverté, S.A., 1998.
- **Gujarati, Damodar.** *Econometría*. México: Mc.Graw Hill, 2004.
- **Loria, Eduardo.** *Econometría Con Aplicaciones*. México: Pearson Prentice Hall, 2007.
- **Microsoft, Quantitative.** "Eviews 7.0." 2010.
- **Otero, José M.** *Econometría. Series Temporales Y Predicción*. Madrid: Editorial AC, 1990.
- **Perez Lopez, C.** "Econometria Avanzada."
- **Pyndick, R.S. y Rubinfeld. D.L.** *Econometría, Modelos Y Pronósticos*. México: Editorial McGraw Hill, 2001.