

Nociones Elementales de Cointegración

Enfoque de Soren Johansen

Borrador para discusión

Profesor Titular de la Facultad de Ciencias Económicas y Sociales (FACES) de la Universidad de los Andes (ULA).
No hay ninguna pretensión de originalidad en estas notas. Las mismas existen por todas partes. Mi mayor contribución, si acaso alguna, consistió en ubicarlas, sistematizarlas, adaptarlas y publicarlas para beneficio de Estudiantes de la Facultad de Ciencias Económicas y Sociales de la Universidad de los Andes.

Conceptos de Cointegración

Desde el punto de vista de la Economía

Se dice que dos o mas series están cointegradas si las mismas se mueven conjuntamente a lo largo del tiempo y las diferencias entre ellas son estables (es decir estacionarias), aún cuando cada serie en particular contenga una tendencia estocástica y sea por lo tanto no estacionaria. De aquí que la cointegración refleja la presencia de un equilibrio a largo plazo hacia el cual converge el sistema económico a lo largo del tiempo. Las diferencias (o término error) en la ecuación de cointegración se interpretan como el error de desequilibrio para cada punto particular de tiempo.

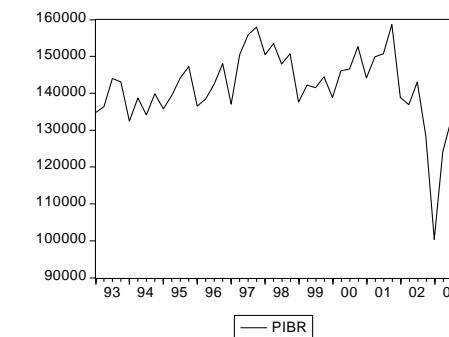
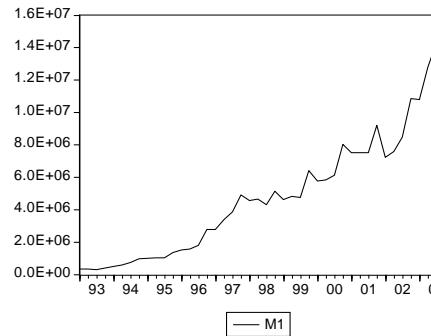
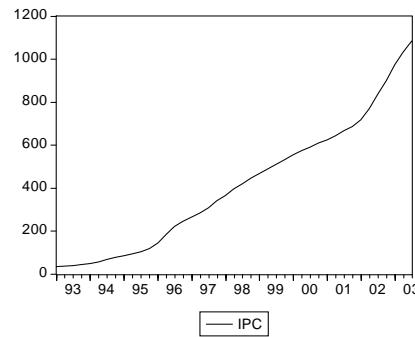
Desde el punto de vista de la Econometría

Dos o más series de tiempo que son no estacionarias de orden $I(1)$ están cointegradas si existe una combinación lineal de esas series que sea estacionaria o de orden $I(0)$. El vector de coeficientes que crean esta serie estacionaria es el vector cointegrante.

Según S. Johansen la mayor parte de las series temporales son no estacionarias y las técnicas convencionales de regresión basadas en datos no estacionarios tienden a producir resultados espurios. Sin embargo, las series no estacionarias pueden estar cointegradas si alguna combinación lineal de las series llega a ser estacionaria. Es decir, la serie puede deambular, pero en el largo plazo hay fuerzas económicas que tienden a empujarlas a un equilibrio. Por lo tanto, las series cointegradas no se separarán muy lejos unas de otras debido a que ellas están enlazadas en el largo plazo.

Características de las Series Temporales

- La mayoría de las Series tienen una **tendencia**. Su valor medio cambia con el tiempo. Son las llamadas **Series no estacionarias**.
- Algunas Series describen “**meandros**”, es decir, suben y bajan sin ninguna tendencia obvia o tendencia a revertir hacia algún punto
- Algunas series presentan “**Shocks**” persistentes. Los cambios repentinos en estas series tardan mucho tiempo en desaparecer
- Algunas series se **mueven conjuntamente**, es decir tienen “co movimientos positivos”, ejemplo: diferentes tasa de interés
- La “**Volatilidad**” de algunas Series varía en el tiempo. Muchas series pueden ser más variables en una año que en otro



Enfoques de Cointegración

Engel-Granger (1987)

- ✓ Aplicable a modelos uniecuacionales (con dos o más variables ?)
- ✓ Método en dos etapas basado en los residuos estimados
- ✓ Asume a priori que existe un solo vector de cointegración en el modelo
- ✓ El resultado de este método de cointegración puede cambiar dependiendo de cual variable se seleccione como dependiente

Johansen, S. (1988,1991)

- ✓ Aplicable a sistemas de ecuaciones
- ✓ Este método está basado en modelos VAR (Vectores autorregresivos).
- ✓ Es un test de máxima verosimilitud que requiere grandes volúmenes de datos (100 ó más)
- ✓ Prueba la existencia de múltiples vectores de cointegración entre las variables, mediante la prueba de la Traza y del Eigenvalue máximo
- ✓ Descansa fuertemente en la relación entre el rango de la matriz y sus raíces características

Enfoque de Soren Johansen

Durante las pasadas dos décadas los Economistas han desarrollado ciertas herramientas para examinar si las variables económicas tienen tendencias comunes, tal como lo predice la Teoría económica. Una de esas herramientas son las llamadas pruebas de cointegración. El procedimiento multivariado de S. Johansen (1988 y 1991), profesor de estadística matemática de la Universidad de Copenhagen, se ha convertido en un método muy popular para probar la existencia de cointegración en las variables $I(1)$ y $I(0)$, donde $I(1)$ y $I(0)$ indican integración de primer y cero orden, respectivamente. En la tecnología de S. Johansen, es necesario analizar las series previamente con el fin de conocer si presentan o no raíces unitarias. Las series que presenten raíces unitarias se colocan en un vector autorregresivo a partir del cual se puede probar la existencia de una o mas combinaciones lineales $J(U)$ o vectores de cointegración, como también se les denomina.

.

Metodología de S. Johansen

- Determinar el orden de integración a cada una de las series incluídas en el modelo.
- Especificar un Vector AutoRegresivo (VAR) con las series que resulten integradas de orden I(1).
 - Seleccionar las Variables del Modelo
 - Seleccionar las transformaciones de las variables, si las hubieren
 - Determinar el retardo óptimo del VAR para asegurar que los residuos sean ruido blanco (white noise)
 - Especificar las variables determinísticas (variables dummy, tendencias, etc)
 - Diagnóstico del VAR estimado
- Aplicar el procedimiento de Máxima Verosimilitud al vector autorregresivo con el fin de determinar el rango (r) de cointegración del sistema:
 - Prueba de la Traza
 - Prueba del Eigenvalue Máximo (valor propio)
- Estimar el modelo Vector de Corrección de Errores
- Determinar la relación causal entre las variables del modelo

Datos: Descripción

Los series utilizadas en este trabajo se obtuvieron de la Tabla 21-1 Información Macroeconómica, Estados Unidos, 1970.1 a 1991.4 Damodar N. Gujarati (2003) Basic Econometrics, McGraw Hill, 5ta edición.

Sigan el procedimiento de la diapositiva 11 para bajar los datos y transcriban las series con el software EViews 4.1. Guarden los datos en un disco flexible con el nombre USA

Series Trimestrales:

Tamaño de la muestra: 1970.1 - 1991.4

Series originales (Level: en su forma original, sin transformación):

GCP = Gasto Consumo Personal

IPD = Ingreso Personal Disponible

Series transformadas en logarítmicas (o en tasas de cambio)

LGCP = Logaritmo de la serie GCP

LIPD = Logaritmo de la serie IPD

Procedimiento para bajar los datos desde Internet

1. Visiten la dirección: <http://www.estima.com/Gujarati's%20Basic%20Econometrics.shtml>
2. En la página **Textbook Examples Files. Gujarati´s Basics Econometrics**, hagan clic en el hipertexto **Gujarati Vers5.zip** para mostrar su contenido. Clic en **Abrir**
3. Arrastren la barra de desplazamiento vertical hasta el archivo **table21-1.prn**
4. Hagan doble clic sobre dicho archivo y Maximicen la ventana
5. Hagan clic en el menú **Archivo** y seleccionen **Guardar Como**. En Nombre del archivo, escriban **Table21-1** o cualquiera otro: Cierren todas las ventanas
6. Abran la Aplicación **MS Excel**. Hagan clic en **Archivo–Abrir**. En tipo de archivo seleccionen: **Archivos de texto**. En nombre de archivo: seleccionen **Table21-1.prn**
7. En tipo de los datos originales, seleccionen: **De ancho fijo**
8. En origen de los tados, seleccionen: **Windows (ANSI)**. Clic en **Siguiente**
9. Arrastren las barras a las columnas **10, 20, 30, 40** y **50**, respectivamente para delimitar las series: **GDP, PDI, PCE, PROFITS y DIVIDENDS**. Clic en **Siguiente**
10. En formato de los datos en columna, seleccionar: **No importar Columna**. **Finalizar**
11. Clic en el menú **Edición** y seleccionen **Reemplazar**.
12. En el cuadro de texto **BUSCAR** escriban un punto(.) y en **REEMPLAZAR POR** una coma (,). Hagan clic en el botón **Reemplazar todo** y luego en **Cerrar**
13. Hagan Clic en **Archivo- Guardar como**. En Nombre del archivo, escriban **USA**
14. En Guardar como tipo, seleccionen **Hoja de Cálculo XML** Clic en **Guardar**
15. Importen el archivo desde la aplicación **Econometric Views (EViews)**

Determinar el Orden de Integración a cada una de las Series Incluidas en el Modelo

Orden de Integración

- El orden de integración se refiere al número de veces que se debe diferenciar una serie de tiempo (calcular su primera diferencia) para convertirla en una serie estacionaria
- Se dice que una serie de tiempo está integrada de orden d , escrita $I(d)$, si después de diferenciarla d veces se convierte en estacionaria.
- Las series que son estacionarias sin diferenciar se denominan $I(0)$, *ruido blanco*
- Si se calcula la primera diferencia de una serie y ésta se vuelve estacionaria, se dice entonces que la misma está integrada de orden $I(1)$, *random walk*.
- Si la integración se alcanza después de calcular la segunda diferencia, se dirá que la serie está integrada de orden 2, es decir $I(2)$
- Si una combinación lineal de 2 variables $I(1)$ genera errores $I(0)$, se dice que las 2 variables están cointegradas
- Si dos variables están integradas de diferentes órdenes, digamos que una es $I(1)$ y la otra de orden $I(2)$, no habrá cointegración
- En economía sólo tienen importancia las series integradas de orden $I(1)$.
- **¿ Cuál es el orden de integración de nuestras variables GCP e IPD ?**

Valores de Probabilidad - *P-values*

Use estos valores para decidir la significación o no de las pruebas estadísticas

Aparecen en el análisis de regresión con el título **[Prob]**. P es la abreviatura de Probabilidad

[Prob]. Especifica el nivel de significación más bajo al cual se puede rechazar la hipótesis nula

Prueba de hipótesis con el p-value y/o (**Prob**)

1. Definan previamente el nivel de significación
2. Regla de decisión:
 - Rechace H_0 si $p \leq \alpha$
 - No rechace a H_0 si $p > \alpha$

En estadística es convencional rechazar la hipótesis nula con un nivel de significación $\alpha = 0.05$. Cuando se rechaza la hipótesis nula se dice que los resultados del estudio son estadísticamente significativos al nivel α

Cómo interpretar los p-values o los valores de las probabilidades:

$P < .10$	No significativo	$0.05 < p < 0.10$	marginalmente significativo	$0.01 < p < 0.01$	Significativo
$0.001 < p < 0.01$	altamente significativo	$p < 0.01$	fuertemente significativo		

Pruebas para Identificar no Estacionariedad

Pruebas Informales:

- Representación gráfica de las series
- Correlograma
- Estadístico BP o Q de Box-Pierce
- Estadístico LB o Q de Ljung-Box

Pruebas Formales:

- Estadístico de Dickey-Fuller (DF)
- Estadístico Aumentado de Dickey-Fuller (ADF)
- Estadístico de Phillips-Perron (PP)

Representación Gráfica de las Series

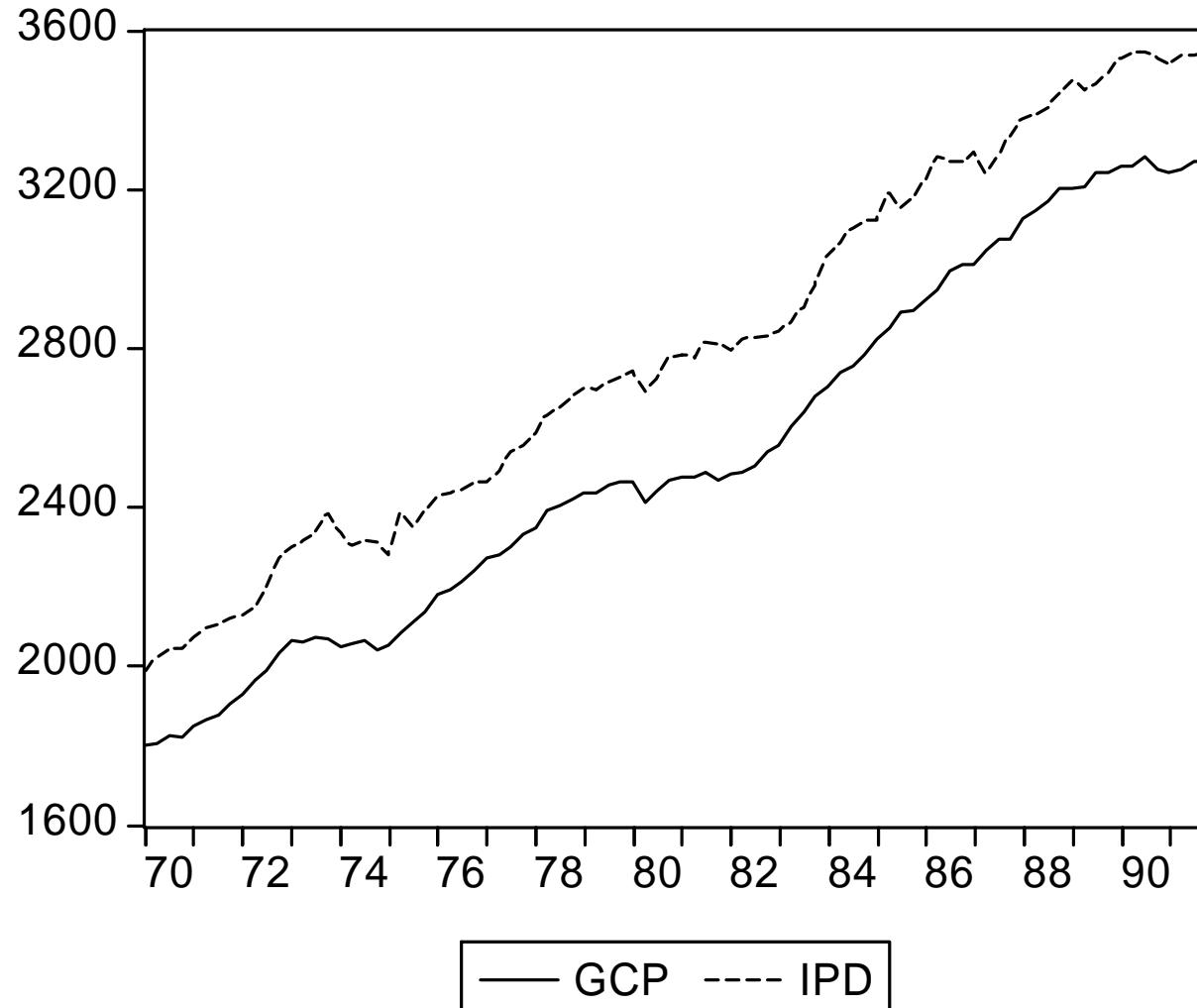
- Entren en el Programa Econometric Views (**Eviews**)
- Clic en **File – Open – WorkFile - A: - USA.wf1 – Abrir**
- Clic sobre la variable (serie) **GCP** para seleccionarla
- Manteniendo oprimida la tecla **Control** hagan clic sobre **IPD**
- Hagan doble clic sobre la serie **GCP** y seleccionen **Open Group**
- Clic en **View** (del archivo de trabajo) – **Graph - Line**

Gráfico en la siguiente Diapositiva:

Las series GCP e IPD crecen en el tiempo.

Comportamiento característico de series *No estacionarias*.

Plot de las Series GCP e IPD



Transformar las Series en Primera Diferencia

Clic en el botón de **Cerrar** (el botón rojo inferior) para cerrar la Ventana del Grupo

Clic en el botón de comando **YES** para confirmar el cierre

Calcular Primeras Diferencias:

Clic en **Quick - Generate Series** y escriban: **DGCP=GCP-GCP(-1)** Clic OK

Clic en **Quick - Generate Series** y escriban: **DIPD=IPD-IPD(-1)** Clic OK

Representar las Series en Primeras Diferencias

Seleccionen las variables Transformadas **DGCP** y **DIPD**, respectivamente

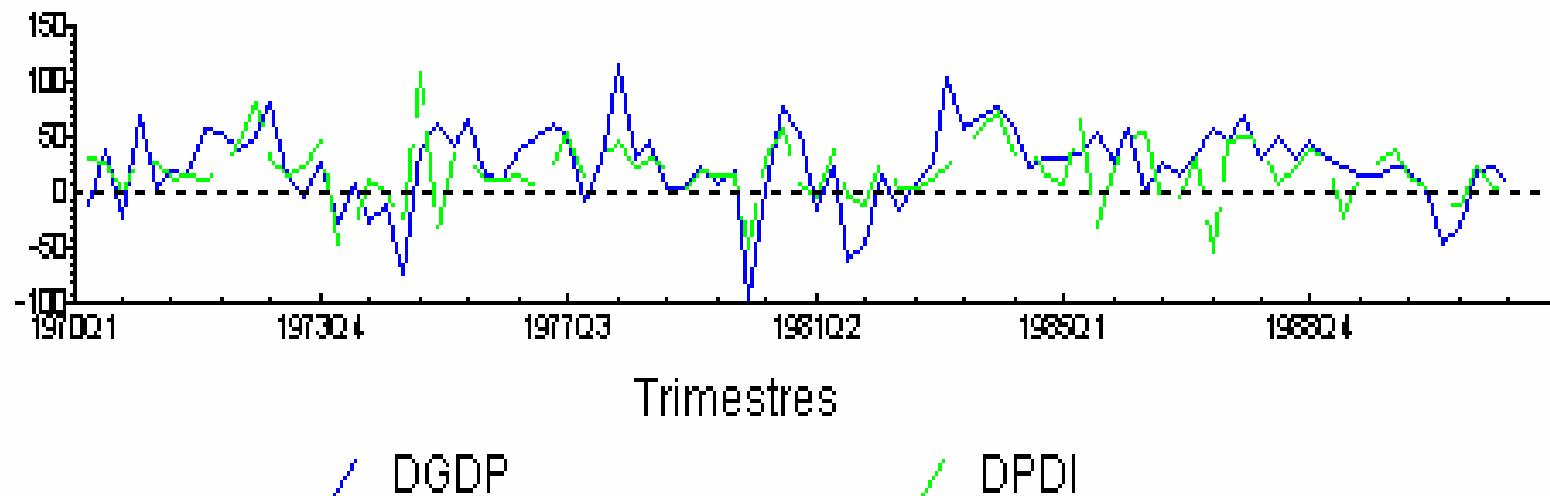
Doble clic sobre la serie **DGCP** y seleccionen **Open Group**

Clic en **View** (archivo de trabajo) – **Graph - Line**

La inspección gráfica de las series sugiere que las mismas pueden ser estacionarias

Representación Gráfica de las Series GCP e IPD en Primeras Diferencias

El Plot de las dos series se hizo con el software MicroFit, versión 4.1.



Las Series parecen moverse no alrededor del tiempo sino alrededor de sus Medias, Varianzas y Covarianzas, característica de las series estacionarias

Función de Autocorrelación, Correlogramas y Estadísticos de Box Pierce y Ljung Box

Función de Autocorrelación

La función de autocorrelación de una serie **GCP** da la correlación teórica entre los valores de la serie en el período **t** y sus valores en el tiempo **t+k**, para todo valor de **k** desde 1 hasta **n**, cuya fórmula es la siguiente:

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(x_t, x_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(x_t)} \text{var}(x_{t+k})} = \frac{\gamma_k}{\sqrt{\gamma_0 \gamma_0}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad \text{para todo } k = 1, \dots,$$

Regla de decisión:

Los coeficientes de autocorrelación de los **procesos estacionarios** tienden a cero (0) rápidamente a medida que aumenta el número de retardos K

Los coeficientes de autocorrelación de los **procesos no estacionarios** decaen muy lentamente, a cero (0), a medida que aumenta K

El gráfico de ρ_k es el correlograma el cual provee una información importante para el análisis de las series temporales. Noten que ρ_k (rho) es igual a 1

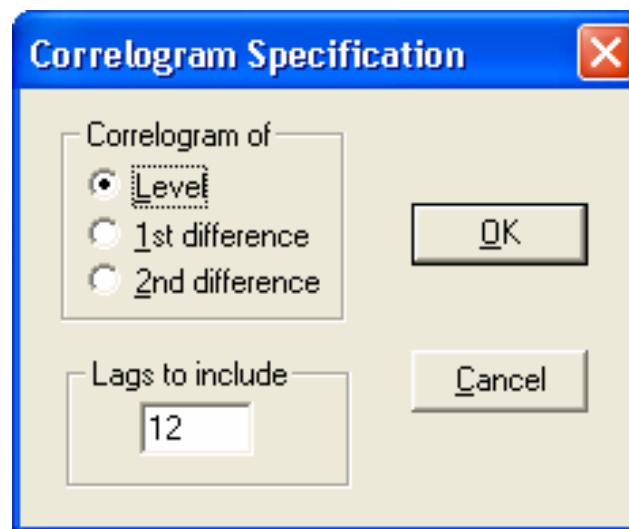
Crear un Correlograma

Clic en el botón de **Cerrar** (botón rojo inferior) para cerrar la Ventana del Grupo

Clic en el botón de comando **YES** para confirmar el cierre

Doble clic sobre la serie **GCP**

Clic en **View - Correlograma** (En **Correlogram of**, seleccionen **Level**. En **lags to include**, seleccionen entre un 25 y un 30% del número de observaciones)

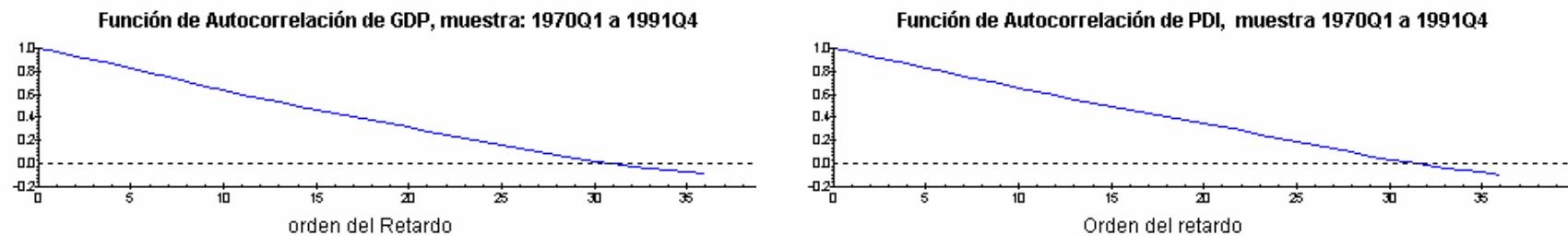


Clic en el botón **OK**. Repitan el procedimiento en Primeras Diferencias. Comparen

Correlograma de las Series GCP e IPD

Método para determinar si una serie es estacionaria. Consiste en representar los valores de la función de autocorrelación muestral (ACF, por sus siglas en inglés) con respecto a la longitud del retardo. En nuestro ejemplo, la longitud del retardo es 36

Correlogramas de las series GCP e IPD para 36 retardos. (Gráficos en MicroFit 4.1)



Si el correlograma empieza en un valor muy alto y decae muy lentamente hacia cero: **Serie No Estacionaria.**

Si el correlograma decae muy rápidamente después del primer retardo: **Serie Estacionaria.**

Pruebas de hipótesis de Q (BP y LB)

1. Planteamiento de hipótesis:

$$\begin{aligned} H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 & \quad \text{Serie es White noise = Estacionaria} \\ H_1 : \rho_1 = \rho_2 \neq \dots \neq \rho_k \neq 0 & \quad \text{Serie Random walk = No estacionaria} \end{aligned}$$

Número de retardos recomendados: una cuarta parte del total de las observaciones

2. Estadisticos de Box-Pierce (BP) y Ljung-Box (LB). Gujarati, p.701

$$Q = n \sum_{k=1}^m \hat{\rho}_k^2 \quad LB = n(n+2) \sum_{k=1}^m \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \right) \cong \chi_m^2$$

2. Recla de decisión:

Rechacen a H_0 si el valor de probalidad o **p-value** es \leq que el nivel alfa 0.05

No rechace a H_0 si el valor de la probabilidad o **p-value** es $>$ que el nivel alfa 0.05

4. Conclusión:

Dado que todas la probabilidades o p-values son menores de 0.05 se concluye que las series son no estacionarias

Serie GCP. Estadísticos Box-Pierce y Ljung-Box

Orden	Coeficiente Autocorrela.	Standard Error	Box-Pierce Estadístico Q	Ljung-Box Estadístico
1	.96891	.10660	82.6134[.000]	85.4621[.000]
2	.93525	.18083	159.5870[.000]	166.0159[.000]
3	.90136	.22930	231.0825[.000]	241.7170[.000]
4	.86579	.26654	297.0469[.000]	312.3932[.000]
5	.82982	.29678	357.6434[.000]	378.1002[.000]
6	.79122	.32207	412.7341[.000]	438.5656[.000]
7	.75193	.34345	462.4895[.000]	493.8494[.000]
8	.71250	.36167	507.1635[.000]	544.1077[.000]
9	.67491	.37729	547.2475[.000]	589.7729[.000]
10	.63814	.39077	583.0827[.000]	631.1213[.000]

Estadísticos calculados con MicroFit. Los valores entre corchetes son valores de Probabilidad o **p-values**.
Rechace a H_0 si el valor del p-value [valores entre corchetes] es menor que el nivel de significación 0.05

Presten atención a los estadísticos Q y LB y a sus correspondientes valores de Probabilidad. Todos son significativos y menores que el nivel alfa 0.05. Esto obliga a rechazar la hipótesis nula H_0 : de que la Serie GCP es estacionaria. Por lo tanto, la serie GCP es una serie no estacionaria por presentar una raíz unitaria

Serie IPD. Estadísticos Box-Pierce y Ljung-Box

Orden	Coeficiente Autocorrela.	Standard Error	Box-Pierce Estadístico Q	Ljung-Box Estadístico
1	.96699	.10660	82.2863[.000]	85.1237[.000]
2	.93425	.18060	159.0952[.000]	165.5052[.000]
3	.90142	.22902	230.5997[.000]	241.2158[.000]
4	.86762	.26631	296.8437[.000]	312.1915[.000]
5	.83310	.29669	357.9201[.000]	378.4190[.000]
6	.79829	.32218	413.9999[.000]	439.9700[.000]
7	.76253	.34393	465.1683[.000]	496.8237[.000]
8	.72655	.36263	511.6215[.000]	549.0836[.000]
9	.69147	.37881	553.6973[.000]	597.0181[.000]
10	.65661	.39289	591.6376[.000]	640.7953[.000]

Estadísticos calculados con MicroFit. Los valores entre corchetes son valores de Probabilidad o **p-values**. **Rechace a H_0 si el valor del p-value [valores entre corchetes] es menor que el nivel de significación 0.05**

Presten atención a los estadísticos Q y LB y a sus correspondientes valores de Probabilidad. Todos son significativos y menores que el nivel alfa 0.05. Esto obliga a rechazar la hipótesis nula H_0 : de que la Serie IPD es estacionaria. Por lo tanto, la serie IPD es una serie no estacionaria por presentar una raíz unitaria

Pruebas Formales

Prueba de Dickey y Fuller (DF)

Antes de someter los datos a procesamiento electrónico Ud. debe investigar previamente si las series son o no estacionarias. Los resultados estimados a partir de series no estacionarias no tienen significado alguno. Es el denominado problema de regresión espuria.

Dickey y Fuller (1979) sugieren las siguientes ecuaciones para determinar la presencia o no de raíces unitarias. **Gujarati, página 703.**

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t$$

$$\Delta Y_t = \alpha + \delta Y_{t-1} + u_t$$

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta T + \delta Y_{t-1} + u_t$$

La diferencia entre estas tres regresiones envuelve la presencia de componentes deterministicos: **Intercepto (drift) y tendencia (T)**. La primera es un modelo puramente aleatorio. La segunda añade un intercepto o término a la deriva **drift** y la tercera incluye intercepto y un término de tendencia

El parámetro de interés en las 3 regresiones es δ .

Prueba Aumentada de Dickey y Fuller (ADF)

La prueba aumentada de Dickey-Fuller (ADF) es una versión de la prueba de DF para modelos de series de tiempo mucho más grandes y complicados.

La ADF es un número negativo. Mientras más negativo sea el estadístico ADF, más fuerte es el rechazo de la hipótesis nula sobre la existencia de una Raíz Unitaria o no estacionariedad

La ecuación de regresión se basa en las regresiones anteriores, pero aumentándolas con términos retardados de la variable

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta T + \delta Y_{t-1} + \gamma \sum_{i=1}^p Y_{t-i} + e_t$$

Use este estadístico cuando la prueba de DF no pueda corregir la correlación serial en los residuos. El propósito de los retardos $\gamma \sum_{i=1}^p Y_{t-i}$ es asegurar que los residuos sean ruido blanco. Cuantos retardos usar ?. Empiece con 6 retardos y vaya disminuyéndolos hasta que el estadístico indique que se ha corregido la autocorrelación en los residuos.

Pasos para la Prueba de Hipótesis

1. Planteamiento de hipótesis:

$H_0 : \delta = 0$ La Serie es no estacionaria : Tiene una raíz unitaria

$H_1 : \delta \neq 0$ La Serie es estacionaria

2. Estadísticos para la prueba

t^* = tau = ADF y los valores críticos de MacKinnon

3. Regla de decisión:

Comparen el valor de tau con los valores críticos de MacKinnon

Si $|t^*| \leq |\text{valor crítico } DF| \Rightarrow$ Rechace a H_0 . Serie estacionaria

Si $|t^*| > |\text{valor crítico } DF| \Rightarrow$ Acepte a H_0 . Serie No Estacionaria

4. Conclusión:

GCP ... Como $|t^*| > |\text{valor crítico } DF|$... Serie no estacionaria

IPD ... Como $|t^*| > |\text{valor crítico } DF|$ Serie no estacionaria

Prueba de Raíz Unitaria con el EViews

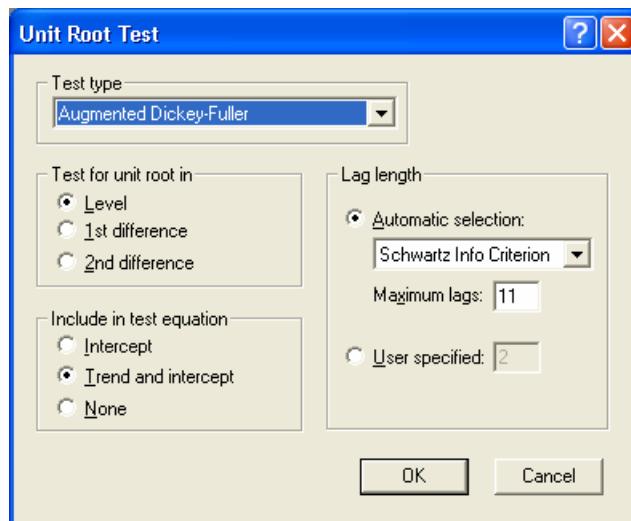
Clic en el botón **Cerrar** (botón rojo inferior) para cerrar la Ventana del Grupo

Doble clic sobre la serie **GCP**

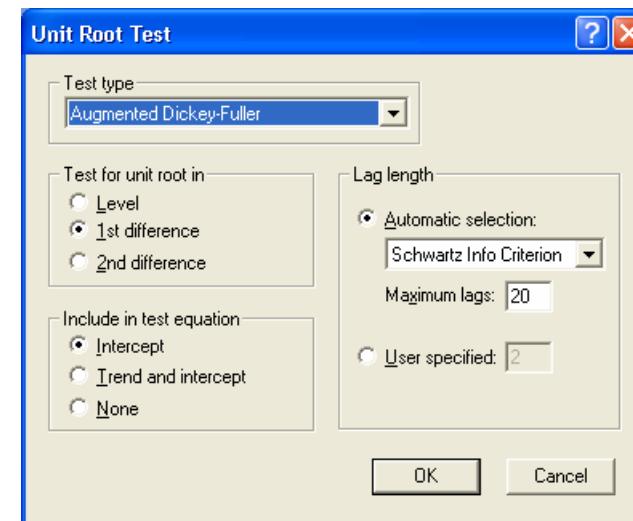
Clic en **View** y seleccionen **Unit Root Test - Augmented Dickey Fuller**

Level – Trend and Intercept – Schwartz Info. Criteria 1st difference – Intercept – Schwartz Inf. Criteria –

Maximum Lags: 11 OK



Maximum Lags: 11 OK



Acepte a $H_0 : | -2.215287 | > | \text{Valores críticos} |$

Estadístico Durbin Watson: 2.085875

Rechace a $H_0 : | -6.630339 | = < | \text{Valores críticos} |$

Estadístico Durbin Watson: 2.034425

Prueba de Raíz Unitaria de la Serie GCP

Level (Intercepto y tendencia y 3 retardos):

		t-Statistics	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-2.215287	0.4749
Test critical values:	1% level	-4.068290	
	5% level	-3.462912	
	10% level	-3.157836	

Conclusión:

- Acepte la hipótesis nula, por cuanto el valor del ADF es mayor (menos negativo) que el valor crítico de McKinnon al 5%. (Transforme sus datos en logaritmos, primeras diferencias, tasas de cambios, etc.)

Primera diferencia (Intercepto y 0 retardos) :

		t-Statistics	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-6.630339	0.00000
Test Critical Values:	1% level	-3.508326	
	5% level	-2.895512	
	10% level	-2.584952	

Conclusión:

- El estadístico **ADF**, **-6.630339**, es un número suficientemente negativo
- Rechace la hipótesis nula a favor de estacionariedad por cuanto el valor del ADF es menor (más negativo) que el valor crítico de MacKinnon al 1 %
- Note que la probabilidad asociada al estadístico **tau** (Prob) es menor que el nivel 0.05, lo cual ratifica el rechazo de la hipótesis nula de no estacionariedad

Prueba de Raíz Unitaria de la Serie IDP

Level (Intercepto y tendencia y 3 retardos):

	t-Statistics	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.588254	0.2867
Test critical values:		
1% level	-4.066981	
5% level	-3.462292	
10% level	-3.157475	

Conclusión:

Acepte a H_0 por cuanto el valor absoluto del estadístico **ADF**, **-2.588254** es mayor (menos negativo) que el valor crítico de MacKinnon al 5 % s. (Cambio los datos a: logaritmos, primeras diferencias en logaritmos, tasas de cambios, etc.)

Primera diferencia (Intercepto y 0 retardos) :

	t-Statistics	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.636167	0.00000
Test critical values:		
1% level	-3.508326	
5% level	-2.895512	
10% level	-2.584952	

Conclusión:

- El estadístico **ADF**, **-9.636167**, es un número suficientemente negativo
- Rechace la hipótesis nula a favor de estacionariedad por cuanto el valor del ADF es mayor (más negativo) que el valor crítico de MacKinnon al 1 %
- Note que la probabilidad asociada al estadístico **tau** (Prob) es menor que el nivel 0.05, lo cual ratifica el rechazo de la hipótesis nula de no estacionariedad

Resultados de la Prueba Aumentada de Dickey-Fuller.

Análisis de estacionariedad. Datos Trimestrales						
Series o Variables	Estadístico ADF	Estadístico DW	Número de Retardos	Incluye Intercepto	Incluye Tendencia	Orden de Integración
En Level						
GCP	-2.21528	2.0858	0	Si	No	I(1)
IPD	-2.58825	1.9384	0	No	Si	I(1)
En Primeras Diferencias:						
DGCP	-6.6303 *	2.0344	0	Si	No	I(0)
DIPD	-9.6361 *	2.0049	0	Si	No	I(0)
Valores críticos de MacKinnon para rechazar la hipótesis de raíz unitaria						
* Significante a cualquier nivel de significación: 1% 5% 10%..						

NOTAS:

1. El estadístico de Dickey Fuller (ADF o **tau**) es la prueba estandarizada de estacionariedad
2. Un valor positivo de **ADF** significa que la serie es definitivamente no estacionaria
3. Para que se pueda rechazar la hipótesis nula en favor de estacionariedad el estadístico ADF debe ser un número **suficientemente negativo**. Ejemplos: -6.6303 y -9.6361 son números suficientemente negativos
4. Rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad cuando se cumpla, en términos absolutos, que el valor del estadístico ADF sea mayor que el valor crítico de MacKinnon al nivel de significación seleccionado, normalmente el 5 %.
4. Un valor bajo del estadístico DW es indicativo de la necesidad de aumentar el número de retardos con el fin de remover la autocorrelación en los valores de la serie.

Especificar un Vector AutoRegresivo (VAR) con las series que resulten Integradas de Orden I(1).

Vector Auto Regresivo (VAR)

Los vectores autorregresivos (VARs) fueron introducidos en la economía empírica por Sims (1980), quien demostró que dichos vectores proveen un marco flexible y tratable en el análisis de las series temporales

Un VAR es un modelo lineal de n variables donde cada variable es explicada por sus propios valores rezagados, más el valor pasado del resto de variables.

Los modelos VARs se utilizan a menudo para predecir sistemas interrelacionados de series temporales y para analizar el impacto dinámico de las perturbaciones aleatorias sobre el sistema de las variables.

Clasificación de los modelos VAR:

1. **Var de forma reducidas.** Expresa cada variable como una función lineal de sus valores pasados, de los valores pasados de las otras variables del modelo y de los términos errores no correlacionados
2. **Var Recursivos.** La variable del lado izquierdo de la primera ecuación depende sólo de los valores rezagados de todas las variables incluidas en el VAR, en tanto la variable correspondiente de la segunda ecuación depende de los rezagos de todas las variables del VAR y del valor contemporáneo de la variable de la primera ecuación. Asimismo, la variable del lado izquierdo de la tercera ecuación depende de los rezagos de todas las variables y de los valores contemporáneos de la primera y la segunda variables
3. **Var Estructurales.** Utiliza teoría económica para ordenar la relación contemporánea entre las variables

Especificación de un Modelo VAR

Como el punto de partida del enfoque de Johansen es el Vector Autorregresivo, vamos a especificar a continuación un modelo para el caso de 2 variables: GCP e IPD, respectivamente y 6 retardos (recuerden que la literatura econométrica recomienda usar entre 4 a 6 retardos cuando se trabaja con series trimestrales)

Expresión general del modelo VAR:

Forma reducida del VAR:

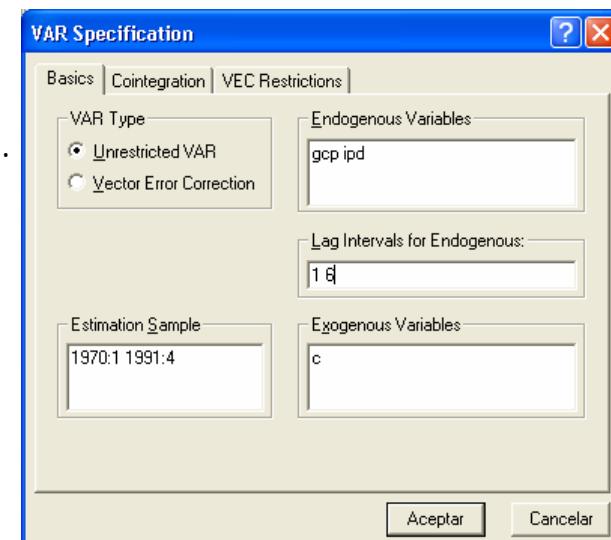
$$X_t = A_1 X_{t-1} + \dots + A_p X_{t-p} + BX_t + \varepsilon_t$$

en donde:

- $X_t = [GCP, IPD]^T$ Es un vector ($N \times 1$) de variables endógenas integradas de orden uno, las cuales se denotan $I(1)$. $N=2$
- A_1, \dots, A_p y B Son matrices de coeficientes a ser estimados
- p Número del retardo incluidos en el VAR. Dado que la frecuencia de los datos es trimestral se tomaron 6 retardos
- X_t Es un vector de variables exógenas (constante, variables dummy, estacionales, etc). En este estudio todas las variables están determinadas dentro del sistema
- ε Es un vector ($N \times 1$) de términos de errores normal e independientemente distribuido

Cómo Estimar un Modelo VAR con EViews

1. Seleccione las series integradas de orden I(1), es decir GCP e IPD
2. Clic con el botón derecho del ratón y seleccionen **Open - As Var**
3. En el cuadro **Var Specification**, hagan clic en la etiqueta **Basic**:
 - **En tipo de Vector:** seleccionen *Unrestricted VAR*
 - **En Estimation sample:** período de estimación: escriban: 1970.1 – 1991.4
 - **En Endogeneous variables:** GCP e IDP
 - **En Lag Intervals for Endogenous:**
No. de retardos de las Var. Endógenas: 1 6.
1 6 indica 6 retardos, desde el 1 hasta el 6
(Seleccionen entre 4 a 6 retardos cuando trabajen con series trimestrales)
 - **Exogeneous Variables:** C, para calcular la ordenada en el origen.
4. *Clic en OK*



Resultado Parcial del VAR Estimado

Por falta de espacio solo se muestran los dos primeros retardos de cada variable y el resumen final

Vector Autoregression Estimates		C	-0.011507	46.52854
Date: 08/01/04 Time: 07:27			(18.0833)	(26.3958)
Sample(adjusted): 1971:3 1991:4			[-0.00064]	[1.76272]
Included observations: 82 after adjusting endpoints				
Standard errors in () & t-statistics in []				
	GCP	IPD		
GCP(-1)	1.001164 (0.12445) [8.04446]	0.495238 (0.18166) [2.72614]	R-squared	0.998612
GCP(-2)	0.103681 (0.17392) [0.59612]	-0.263168 (0.25387) [-1.03661]	Adj. R-squared	0.998370
IPD(-1)	0.069740 (0.08465) [0.82391]	0.682058 (0.12355) [5.52028]	Sum sq. resids	21406.21
IPD(-2)	-0.093228 (0.10023) [-0.93014]	0.010923 (0.14630) [0.07466]	S.E. equation	17.61349
			F-statistic	4135.746
			Log likelihood	-344.5064
			Akaike AIC	8.719667
			Schwarz SC	9.101220
			Mean dependent	2588.932
			S.D. dependent	436.2868
			Determinant Residual Covariance	185736.3
			Log Likelihood (d.f. adjusted)	-730.1213
			Akaike Information Criteria	18.44198
			Schwarz Criteria	19.20509

Los coeficientes del VAR no son fáciles de interpretar. En la primera fila se indican los coeficientes estimados; en la segunda, los errores estándar y en la tercera los valores estimados del estadístico t .

Determinar el Retardo Optimo del VAR para Asegurar que los Residuos sean Ruido Blanco (White Noise)

Vector Auto Regresivo (VAR) Continuación

En esta sección se estimará el retardo óptimo. La longitud del retardo no puede ser ni muy corto ni muy largo. Si el retardo es muy corto probablemente no se capture completamente la dinámica del sistema que está siendo modelado. Por otra parte, si es demasiado largo, se corre el riesgo de perder grados de libertad y tener que estimar un número muy grande de parámetros. El retardo óptimo es esencial por cuanto es la base para el cálculo del número de vectores de cointegración

Herramientas para seleccionar el retardo óptimo

Estadísticos: LR Estadístico de Relación de Probabilidad

Criterios: AIC Criterio de Información de Akaike
SC Criterio de Información de Schwarz
HQ Criterio de Información de Hannan Quinn
FPE Predicción Final del Error

Estructura del Retardo

- **Clic en Views - Lag Structure - AR Roots Table** (tabla de raíces autorregresivas)

Roots of Characteristic Polynomial

Endogenous variables: GCP IPD

Exogenous variables: C

Lag specification: 1 4

Raíces	Eigenvalues
0.993159	0.993159
0.898480	0.898480
-0.618491	0.618491
0.560088	0.560088
0.254369 - 0.491590i	0.553502
0.254369 + 0.491590i	0.553502
-0.186670 - 0.462774i	0.499004
-0.186670 + 0.462774i	0.499004

No root lies outside the unit circle

VAR satisfies the stability condition.

Raíces del Polinomio Característico

Variables endógenas; GCP e I PD

Variables exógenas: C

Especificación del número de retardos: 4 (1 4)

Notas:

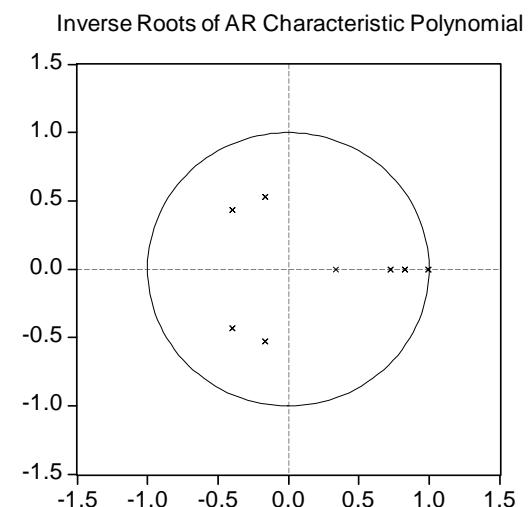
- Todos los eigenvalues son menores que 1
- Al ser menores que 1, **todos caen dentro del círculo Unitario** (unit circle)
- Por las razones anteriores se dice que el sistema es **estable y estacionario**
- El sistema se denomina **marginalmente estable** cuando al menos un eigenvalue sea igual a 1
- El sistema es **inestable** cuando al menos un eigenvalue sea mayor de uno.
En nuestro caso el modelo satisface la condición de estabilidad

Estructura del Retardo. Continuación

- ***Clic en Views - Lag Structure - AR Roots Graph***

Uno de los aspectos más interesantes en la salida de un VAR es poder examinar la Raiz inversa del polinomio autorregresivo del VAR. Esto actúa como un chequeo de la estabilidad del modelo estimado. Estas raíces se pueden representar en una tabla o como puntos en el círculo unitario, tal y como se ve a la derecha

La representación gráfica de los eigenvalues muestra que todos los valores se encuentran dentro del círculo unitario y que uno de ellos se encuentra cercano al borde del círculo de la unidad. Este resultado indica que hay una tendencia común, por lo que solo hay que esperar un vector de cointegración



NOTAS:

Partiendo del supuesto de existencia de relaciones de cointegración, los valores propios de la matriz de acompañamiento deberían estar dentro del círculo unitario de modo que aquellos valores que se encuentran muy próximos a la unidad determinan el número de tendencias comunes.

Estructura del Retardo. Continuación

• *Clic en Views – Lag structure – Pairwise Granger Causality Test.*

Realiza una prueba de causalidad para determinar si una variable endógena puede ser tratada como una variable exógena. En la tabla de resultados se muestra el estadístico χ^2 de Wald para determinar la significación (nivel crítico 5%) de cada una de las otras variables endógenas retardadas incluidas en la ecuación.

Planteamiento de hipótesis. Primer cuadro:

H₀: GCP does not Granger-cause IPD (GCP no explica a IPD)
H₁: GCP Granger-cause IPD (GCP explica a IPD)

Planteamiento de hipótesis. Segundo cuadro:

H₀: IPD does not Granger-cause GCP (GCP no explica a IPD)
H₁: IPD Granger-cause GCP (IPD explica a GCP)

Estadístico para la prueba:

W estadístico (Chi) de Wald

.

Regla de decisión:

Rechace a H₀ si **Prob** es menor o igual a 0,05

No rechace a H₀ si **Prob** es mayor que 0,05

ANALISIS: Primer bloque, no rechace a H₀. Concluya que GCP no explica a IPD

Segundo bloque, rechace a H₀ y acepte H₁. Concluya que IPD explica a GCP: (IPD \Rightarrow GCP)

VAR Pairwise Granger Causality/Block Exogeneity Wal...

Dependent variable: GCP

Exclude	Chi-sq	df	Prob.
IPD	10.45228	6	0.1069
All	10.45228	6	0.1069

Dependent variable: IPD

Exclude	Chi-sq	df	Prob.
GCP	23.94249	6	0.0005
All	23.94249	6	0.0005

Estructura del Retardo. Continuación

- **Clic en Views – Lag structure – Lag Exclusión Test** (*Prueba de exclusión de Retardos*)

Esta prueba analiza si los retardos tienen algún efecto significativo o no (en forma individual o conjunta) sobre el sistema del VAR. Las filas de la tabla reportan la contribución de los términos retardados en cada ecuación

Planteamiento de hipótesis:

H₀: Los coeficientes de los retardos son conjuntamente no significativos diferentes de cero

H₁: Los coeficientes de los retardos son conjuntamente significativos diferentes de cero

Estadístico para la prueba:

W estadístico (Chi) de Wald

Regla de decisión:

Rechace a H₀ si **Prob** es menor o igual a 0,05

No rechace a H₀ si **Prob** es mayor que 0,05

VAR Lag Exclusion Wald Tests

Date: 07/24/04 Time: 11:00

Sample: 1970:1 1991:4

Included observations: 82

Chi-squared test statistics for lag exclusion:

Numbers in [] are p-values

	GCP	IPD	Joint
Lag 1	80.15192 [0.000000]	55.54309 [8.69E-13]	116.4726 [0.000000]
Lag 2	1.072827 [0.584842]	1.082520 [0.582014]	2.747379 [0.600950]
df	2	2	4

ANALISIS: De acuerdo con la prueba de Wald se rechaza la hipótesis nula para la primera fila de retardos y se acepta H₁: Hay contribución significativa individual y conjunta en el VAR Los retardos 2 al 6 (se omiten desde el 3 hasta el 6) no contribuyen significativamente en el VAR, por lo tanto se excluyen

Estructura del Retardo. Continuación

- **Clic en Views – Lag structure – Lag Length Criteria** (*Prueba de la longitud del Retardo*)

Calcula varios criterios: (LR (likelihood Ratio), FPE, AIC, SC, HQ) con el fin de seleccionar la longitud óptima del retardo que será utilizado en la prueba de cointegración. El mejor modelo es aquel que minimiza el Criterio de Información, o que maximiza el estadístico LR.

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-1026.493	NA	2.69E+08	25.08520	25.14390	25.10876
1	-733.1214	565.2771*	231344.1	18.02735	18.20345*	18.09805*
2	-728.6326	8.430204	228656.7*	18.01543*	18.30893	18.13326
3	-727.2393	2.548662	243795.7	18.07901	18.48991	18.24398
4	-723.4363	6.771122	245201.2	18.08381	18.61212	18.29592
5	-720.7694	4.618406	253679.1	18.11633	18.76203	18.37557
6	-715.9671	8.081860	249296.6	18.09676	18.85986	18.40313

Los asteriscos indican el orden del retardo seleccionado tanto por el estadístico como por los Criterios. El estadístico LR y los criterios SC y HQ indican un retardo. Los criterios FPE y AIC señalan dos retardos.

El número de retardos en el modelo VAR se determinó utilizando el criterio de información de Schwarz . AIC siempre selecciona retardos superiores a SC

REGLA: El número de retardos P depende de la frecuencia de los datos. Seleccione 3 retardos, P=3, para datos anuales; 6 u 8 retardos para datos trimestrales, P=6 ó P=8 y de 12 a 18 retardos, P=12 ó P=18, para datos mensuales

Diagnóstico de los Residuos del VAR

Prueba de los Residuos

Clic en Views – Residual Tests – Correlograms ...

Muestra un correograma cruzado de los residuos estimados en el VAR para un número determinado de retardos. Las líneas punteadas en el gráfico representan más o menos 2 veces el error estándar asintótico de las correlaciones retardadas.

Plantamiento de hipótesis:

H_0 = Ausencia de autocorrelación

H_1 = Hay autocorrelación

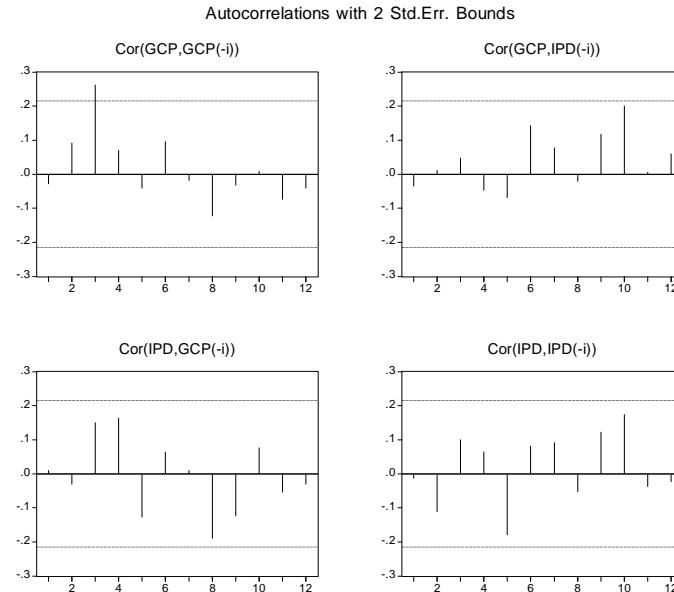
Estadístico para la prueba:

Correograma –Estadístico Q

Regla de decisión:

Rechacen a H_0 si el 5% o más de las barras caen fuera de los intervalos de confianza

No rechacen a H_0 si el 95 % o mas de las barras caen dentro del intervalo de confianza



Los Plots (gráficos) no exhiben autocorrelación significativa.

Alternativamente, comparén la probabilidad asociada del estadístico Q (Box Pierce) con el nivel 0,05. Si p-value (**prob**) > 0,05, acepten a H_0 . Concluyan que no hay autocorrelación

Prueba de los Residuos. Continuación

Clic en Views - Residual Tests – Portmanteau autocorrelation Test

Calcula el estadístico multivariado Q de Box-Pierce/Ljung-Box

Planteamiento de hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación hasta el retardo h

H_a : Hay autocorrelación hasta el retardo h

Estadístico de Ljung Box para la prueba:

$$Q_{LB} = (n(2+2)) \sum_{j=1}^h \frac{\rho^2(j)}{n-j}$$

Regla de decisión:

Rechace a H_0 si **Prob** es menor o igual a 0,05

No rechace a H_0 si **Prob** es mayor que 0,05

VAR Residual Portmanteau Tests for Autocorrelations
 H_0 : no residual autocorrelations up to lag h

Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	0.129411	NA*	0.131009	NA*	NA*
2	0.698020	NA*	0.713833	NA*	NA*
3	1.848647	NA*	1.908154	NA*	NA*
4	2.310434	NA*	2.393623	NA*	NA*
5	2.964566	NA*	3.090231	NA*	NA*
6	6.491525	NA*	6.895634	NA*	NA*
7	6.929576	0.1397	7.374570	0.1174	4
8	10.22397	0.2497	11.02512	0.2003	8

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

La prueba es válida solamente para retardos superiores al orden del retardo del VAR.

df son los grados de libertad de la distribución Chi cuadrado

Los valores de **Prob**, indican que los residuos son **white noise** después del 6to retardo

Prueba de los Residuos. Continuación

Clic en *Views - Residual Tests – Autocorrelation LM Test*

Prueba de Breusch Godfrey o Prueba del Multiplicador de Lagrange (LM)

Se usa para detectar autocorrelación de cualquier orden, especialmente en aquellos modelos con o sin variables dependientes retardadas. Permite determinar si existe correlación en los residuos hasta un determinado orden

Planteamiento de hipótesis:

H_0 : Ausencia de autocorrelación hasta el retardo de orden h

H_a : Hay autocorrelación hasta el retardo de orden h

Estadístico para la prueba:

$LM = T * R^2$ (número observaciones * R cuadrado)

Regla de decisión:

Rechace a H_0 si **Prob** es menor o igual a 0,05

No rechace a H_0 si **Prob** es mayor que 0,05

Lags	LM-Stat	Prob
1	3.162447	0.5310
2	3.204900	0.5241
3	4.719309	0.3173
4	2.424213	0.6583
5	3.305447	0.5081
6	5.700061	0.2227

Probs from chi-square with 4 df.

Alternativamente: El estadístico calculado **Obs * R-Squared** se compara con el valor tabular de la tabla Ch2, según los rezagos que se seleccionen

Prueba de los Residuos. Continuación

Clic en *Views - Residual Tests – Normality Test*

El estadístico JB es una prueba asintótica de normalidad para grandes muestras

Una prueba de normalidad es un proceso estadístico utilizado para determinar si una muestra o cualquier grupo de datos se ajusta a una distribución estándar normal. En nuestro caso, los residuos del modelo VAR.

Planteamiento de hipótesis:

$$H_0 : JB_i = 0 \text{ Residuos son normales}$$

$$H_1 : JB_i \neq 0 \text{ Residuos no son normales}$$

Estadístico para la prueba:

$$JB = \frac{N-k}{6} \left(S^2 + \frac{1}{4}(K-3)^2 \right) \sim \chi^2(2)$$

Regla de decisión:

Rechace a H_0 si **Prob** es menor o igual a 0,05

No rechace a H_0 si **Prob** es mayor que 0,05

La prueba conjunta de la derecha indica que los residuos son marginalmente normales, por cuanto el p-value, 0,054, > 0,05

El test de Jarque Bera analiza la relación entre el coeficiente de apuntamiento y la curtosis de los residuos de la ecuación estimada y los correspondientes de una distribución norma, de forma tal que si estas relaciones son suficientemente diferentes se rechazará la hipótesis nula de normalidad

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	8.349708	2	0.0154
2	0.950660	2	0.6217
Joint	9.300368	4	0.0540

Prueba de los Residuos. Continuación

Clic en **Views - Residual Tests – White heteroskedasticity (No Cross term)**

Prueba de Heteroscedasticidad de White sin Términos Cruzados

Otro supuesto del modelo de regresión lineal es que todos los términos errores tienen la misma varianza. Si este supuesto se satisface, entonces se dice que los errores del modelo son homocedásticos de lo contrario son heteroscedásticos.

Planteamiento de hipótesis:

H_0 : Residuos homocedásticos

H_1 : Residuos heterocedásticos

Estadístico para la prueba:

F y Chi=N*R2 (Número observaciones por R cuadrado)

Regla de decisión:

Rechace a H_0 si **Prob** es menor o igual a 0,05

No rechace a H_0 si **Prob** es mayor que 0,05

Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
61.55356	72	0.8052

Individual components:

Dependent	R-squared	F(24,57)	Prob.	Chi-sq(24)	Prob.
res1*res1	0.095455	0.250629	0.9998	7.827291	0.9992
res2*res2	0.321639	1.126085	0.3474	26.37438	0.3344
res2*res1	0.146472	0.407569	0.9911	12.01072	0.9798

CONCLUSIÓN: los residuos son homocedásticos. La probabilidad conjunta (Joint test) 0,805 > 0,05

CONCLUSIÓN:

Los análisis anteriores: **Diagnóstico del VAR** y la **Prueba de los Residuos**, evidencian que la longitud óptima del VAR es de un retardo y que los residuos cumplen con los supuestos de Gauss Markov, referente a ausencia de autocorrelación, normalidad y homoscedasticidad en los errores, características éstas que nos permiten seguir adelante con la prueba de Cointegración de Johansen

Pruebas de diagnóstico

Pruebas Estadísticas	Versión LM	Versión F
A. Correlación serial	CHI-CUADRADO	
B. Forma Funcional	CHI-CUADRADO	
C. Normalidad	CHI-CUADRADO	
D. Heteroscedasticidad	CHI-CUADRADO	

Aplicar el procedimiento de Máxima
Verosimilitud al VAR estimado
con el fin de determinar el rango (r) de
cointegración del sistema

Estimación del Sistema mediante Máxima Verosimilitud

Siguiendo con la metodología de Johansen vamos a reformular el VAR de la diapositiva 38 en un Vector de Corrección de Errores (VEC, por sus siglas en Inglés), tal que:

$$\Delta \mathbf{X}_t = \Gamma_1 \Delta \mathbf{X}_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta \mathbf{X}_{t-p} + \Pi \mathbf{X}_{t-p} + \varepsilon_t$$

En donde: Δ es el operador de primera diferencia, ejemplo: $\Delta \mathbf{X}_t = \mathbf{X}_t - \mathbf{X}_{t-1}$; \mathbf{X}_t es el vector de variables endógenas e integradas de orden I(1): GCP e IPD; $\Gamma_i = (I - A_1 - \dots - A_i)$, $i = 1, \dots, p-1$; Π es una matriz ($N \times N$) de la forma $\Pi = \alpha \beta^T$ en donde α y β son matrices de Rango completo ($N \times N$) y ε_t es un vector ($N \times 1$) de términos de errores normal e independientemente distribuido

Quienes son α y β ?

la matriz β recoge las r relaciones de cointegración

la matriz α se interpreta como la velocidad de ajuste de cada variable para recuperar la posición de equilibrio en el largo plazo cuando se produzcan desviaciones de dicho equilibrio

Estimar el Sistema Mediante el Método de Máxima Verosimilitud

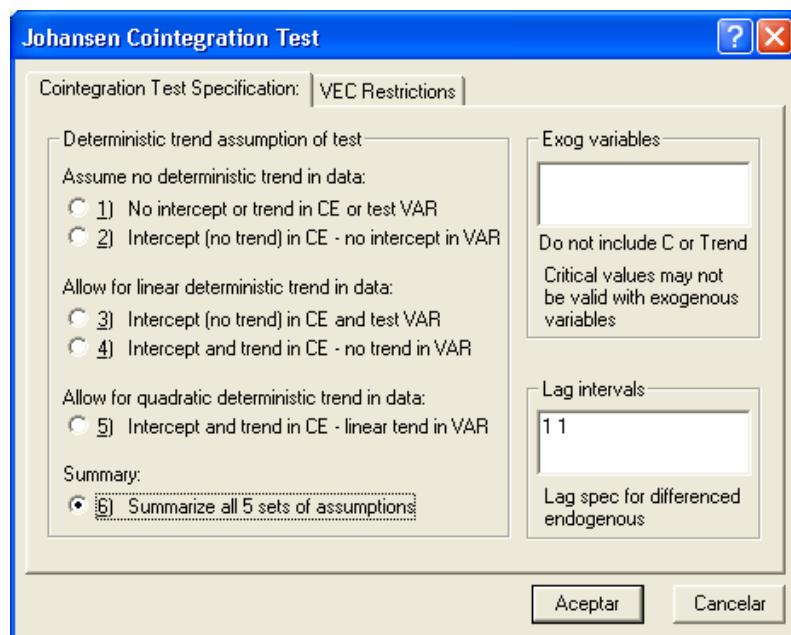
En la ventana del Vector Autorregresivo (**VAR**):

- 1 Hagan clic en **VIEW** y seleccionen **COINTEGRATION TEST**

Prueba de Cointegración de Johansen

Noten que aparece el cuadro de diálogo **Johansen Cointegration Test**

La prueba requiere hacer algún supuesto relacionado con la tendencia que subyace en los datos, a saber:



CE	VAR
No Tendencia determinística en los datos	
No Intercepto o Tendencia	No Intercepto o Tendencia
Intercepto no Tendencia	No Intercepto
Tendencia determinística lineal en los datos	
Intercepto no Tendencia	Intercepto no Tendencia
Intercepto y Tendencia	No Tendencia
Tendencia determinística cuadrática en los datos	
Intercepto y Tendencia	Tendencia lineal
Resumen de las 5 conjuntos de supuestos	

En el cuadro **Exog Variables**, no incluyan **C** o **Tendencia**

En el cuadro **Lag Interval** escriban el retardo óptimo encontrado, en nuestro caso: 1 1

Dado que no se tiene certeza con respecto a cual opción usar, procedan a seleccionar la opción 6, la cual les indicará el número de relaciones de cointegración en cada una de las 5 opciones de tendencia. (NOTA: En la práctica las opciones 1 y 5 raramente se utilizan)

Resumen de los Supuestos.

Se ha sombreado la segunda opción para indicar el número de relaciones

Date: 07/17/04 Time: 04:32

Sample: 1970:1 1991:4

Included observations: 86

Series: GCP IPD

Lags interval: 1 to 1

Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Rank or No. of CEs	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Selected (5% level) Number of Cointegrating Relations by Model (columns)					
Trace	1	1	0	0	1
Max-Eig	1	1	0	0	0

El cuadro resumen indica un sola ecuación de Cointegración tanto en la prueba de la Traza como en la del Maximun Eigenvalue (vean área sombreada), razón por lo cual se debe seleccionar la opción 2 (Intercept-No Trend) : **Sólo intercepto en la ecuación de cointegracion (CE) y no tendencia en el VAR**

Prueba de Cointegración de Johansen. Continuación

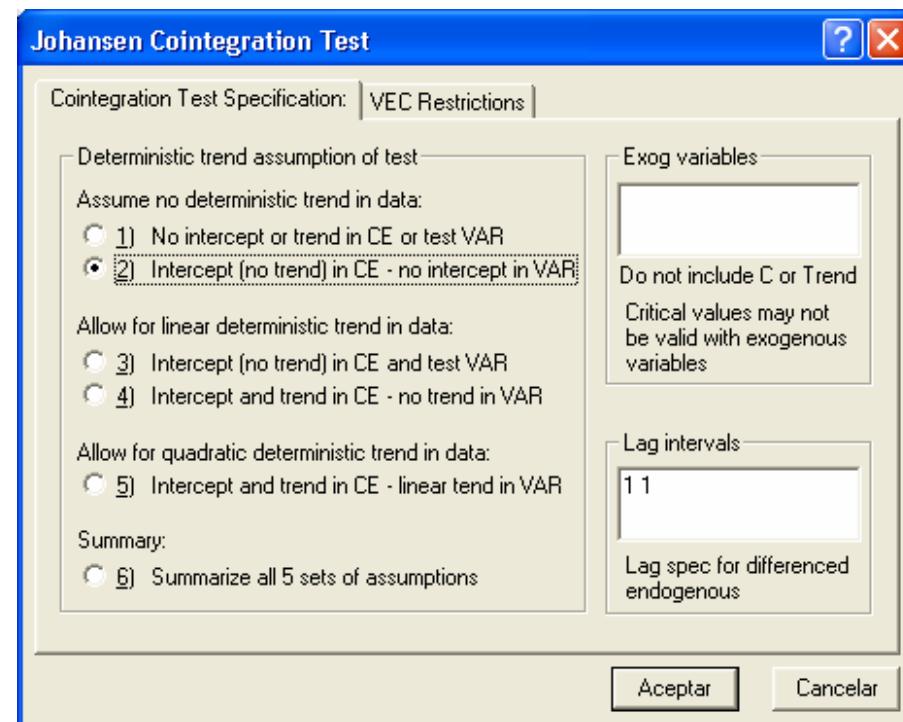
2 Hagan clic nuevamente en **View** y seleccionen **Cointegration test**

En el cuadro de diálogo Johansen Cointegration Test, seleccionen la **opción 2, Intercept No Trend**, la cual muestra una sola ecuación de cointegración, tal como se señaló en la diapositiva anterior

En el cuadro **Exog Variables** no incluyan la constante C

En el cuadro **Lag intervals** incluyan la longitud óptima del VAR encontrado en la diapositiva 45, es decir 1: Δy_t en y_{t-1}

Ahora hagan clic en el botón **OK**



Resultado de la Estimación

Por razones de espacio se colocan las pruebas en el lado izquierdo y el resto de la estimación en el lado derecho del cuadro de los resultados. En la próxima sección se analizan éstos:

Date: 08/06/04 Time: 08:10

Sample(adjusted): 1970:3 1991:4

Included observations: 86 after adjusting endpoints

Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)

Series: GCP IPD

Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None **	0.234312	30.95468	19.96	24.60
At most 1	0.088768	7.994387	9.24	12.97

() denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level

Trace test indicates 1 cointegrating equation(s) at both 5% and 1% levels

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None **	0.234312	22.96030	15.67	20.20
At most 1	0.088768	7.994387	9.24	12.97

() denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level

Max-eigenvalue test indicates 1 cointegrating equation(s) at both 5% and 1% levels

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by $b^*S11^{-1}b=l$):

GCP	IPD	C
0.005399	-0.005453	2.972955
-0.029227	0.028694	-6.054767

Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):

D(GCP)	9.295337	1.865816
D(IPD)	9.511998	-5.709168

1 Cointegrating Equation(s): Log likelihood -765.4766

Normalized cointegrating coefficients (std.err. in parentheses)

GCP	IPD	C
1.000000	-1.010070	550.6843
	(0.07903)	(226.864)

Adjustment coefficients (std.err. in parentheses)

D(GCP)	0.050182 (0.01063)
D(IPD)	0.051352 (0.01526)

Pruebas de S. Johansen y Katerine Juselius (1990)

El método de S. Johansen considera las siguientes pruebas para determinar el número de vectores de cointegración, r : **La Prueba de la Traza** (Trace test) y la prueba del **Máximo Valor Propio** (Maximum Eigenvalue test), lado izquierdo del cuadro anterior.

Hipótesis para las Prueba de la Traza y del Máximo Valor Propio:

Eview plantea la Hipótesis nula (H_0) como **NONE** (Ninguna)

$H_0 : r = 0$ No existen vectores de cointegración

$H_1 : r = 1$ Existe un vector de cointegración

Reglas de Decisión:

Rechace a H_0 cuando el valor del estadístico la Traza o el Máximo Valor Propio sea mayor que el valor crítico seleccionado, normalmente el de 5 %.

Acepte a H_0 cuando el valor del estadístico la Traza o el Máximo Valor Propio sea menor que el valor crítico seleccionado

Si hubiera un segundo vector de cointegración las hipótesis serían tal como sigue:

Eview plantea la Hipótesis nula (H_0) como **AT MOST 1** (cuando más una)

$H_0 : r \leq 1$ *Cuando más existe un vector de cointegración*

$H_1 : r = 2$ *Existe más de un vector de cointegración*

Analicen secuencialmente las hipótesis nulas (NONE; AT MOST 1; AT MOST 2, etc.), hasta tanto se rechace H_0

Prueba de la Traza

Estimar el Número de Vectores de Cointegración

El primer bloque del cuadro de los resultados muestra el estadístico de la TRAZA. La primera columna de dicho bloque muestra el número de relaciones de cointegración bajo la hipótesis nula; la segunda columna muestra el rango ordenado de los eigenvalues de la matriz Π ; la tercera muestra el estadístico de la Traza y las dos últimas columnas muestran los valores críticos al 5% y 1%.

Estadístico de la TRAZA para la hipótesis nula: $Q_r = -T \sum_{i=r+1}^k \log(1-\lambda_i)$

Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)

Series: GCP IPD

Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None **	0.234312	30.95468	19.96	24.60
At most 1	0.088768	7.994387	9.24	12.97

*(**) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level

Trace test indicates 1 cointegrating equation(s) at both 5% and 1% levels

CONCLUSION: De acuerdo con la prueba de la traza se rechaza la hipótesis nula de no cointegración en favor de una relación de cointegración al nivel del 5% y del 1 %. ($30.95 > 19.96$ y 24.60)

Prueba del Máximo Eigenvalue

Estimar el Número de Vectores de Cointegración

La prueba del Máximo Eigenvalue prueba la hipótesis nula de que el rango de cointegración es igual a **r=0** en contra de la hipótesis alternativa de que el rango de cointegración es igual a **r+1**.

Resultados de la prueba del Máximo Eigenvalue:

Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)

Series: GCP IPD

Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None **	0.234312	22.96030	15.67	20.20
At most 1	0.088768	7.994387	9.24	12.97

*(**) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level

Max-eigenvalue test indicates 1 cointegrating equation(s) at both 5% and 1% levels

CONCLUSIÓN La prueba de Máximun EigenValue indica la existencia de una sola ecuación de cointegración tanto al 5% como al 1%, respectivamente (22.96 es mayor que 15,67 y 20.20)

De los resultados de las pruebas de la Traza y del Máximo Eigenvalues se concluye que existe un solo vector o relación de cointegración.

Ecuación de Cointegración

Debajo de los resultados de la prueba de cointegración Eviews muestra los estimados de los vectores o relaciones de cointegración. El vector de cointegración no está identificado, a menos que Ud. imponga alguna normalización arbitraria. Eviews adopta una normalización tal que el primer r de la serie en el vector sea normalizado como una matriz identidad

Relación de cointegración normalizada suponiendo una relación de cointegración $r=1$:

1 Cointegrating Equation(s): Log likelihood -765.4766		
Normalized cointegrating coefficients (std.err. in parentheses)		
GCP	IPD	C
1.000000 (0.07903)	-1.010070 (226.864)	550.6843

Los números entre paréntesis debajo de los coeficientes estimados son los errores estándar asintóticos. Algunos coeficientes normalizados se muestran sin su correspondiente error estándar, tal es el caso del coeficiente que ha sido normalizado a 1.0

La apariencia de la relación de cointegración normalizada depende de la forma como se hayan ordenado las variables endógenas en el VAR. Así por ejemplo, si Uds desean un coeficiente uno en la serie IPD, deberán de colocar dicha serie de primero en el VAR

Cómo se normalizaron los coeficientes?

Eviews se basó en los coeficientes de cointegración no restringidos, los cuales se muestran inmediatamente debajo de la prueba del Máximo EigenValue, para realizar la normalización. Dichos coeficiente se muestran nuevamente por conveniencia:

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by $b^*S11^*b=1$):		
GCP	IPD	C
0.005399	-0.005453	2.972955
-0.029227	0.028694	-6.054767

La normalización consiste en convertir un vector dado en otro proporcional a él con módulo 1. Esto se obtiene dividiendo el módulo entre él mismo.

Siguiendo con lo que es tradicional en la Literatura de la Cointegración multipliquen el vector normalizado por -1 y reordenen los términos de tal manera que el vector se interprete como una función de consumo, es decir:

$$\begin{aligned} GCP &= -550.6843 + 1.01000 * IPD \\ &\quad (226.864) \quad (0.07903) \end{aligned}$$

Observen que la pendiente de la función de consumo es positiva y significativa, tal y como lo postula la Teoría Económica. Los errores estándar se muestran dentro de paréntesis.

Modelo Vector de Corrección de Errores

(.....Continuará.....)

Bibliografía

Johansen, S., 1988. *Statistical analysis of cointegration vectors*. Journal of Economic Dynamics and Control 12, 231–254.

Engle, R. F. y Granger, C. W. J. (1989): *Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing*, *Econometrica*, volumen 55, páginas 251-276.

Engle, R. F. y Granger, C. W. J. (1989): *Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing*, *Econometrica*, volumen 55, páginas 251-276.

Johansen, S., 1991. *The role of the constant term in cointegration analysis of non stationary variables*. University of Copenhagen, Institute of Mathematical Statistics.

Gujarati, Damodar N. (1997). *Econometría*, Editorial McGraw-Hill Interamericana, SA , Santa Fe de Bogotá, Colombia, Cap. 21, pp.693-715

Ballabriga, Fernando C. y Luis Julián Álvarez González y Javier Jareño Morago (1998) Un Modelo Macroeconómico BVAR para la economía española: metodología y resultados <http://www.bde.es/informes/be/sazul/azul64.pdf>

Hee Seok Park. (April 1999). Analysis of Structural Changes in the US Stock Market, Kansas State University <http://www-personal.ksu.edu/~hsp3704/wp199904.doc>

Banco de Guatemala. (2000) Vectores Auto Regresivos (VAR)

<http://www.banguat.gob.gt/inveco/notas/articulos/envolver.asp?karchivo=4401&kdisc=si>

Bill Hung. (October, 2000). Dickey-Fuller Unit Root Test (Stationary Test).

<http://www.hkbu.edu.hk/~billhung/econ3600/application/app01/app01.html>

Wakeford, Jeremy. Honours Econometrics: Time Series Econometrics.

Stationarity, Unit Roots and Cointegration

<http://www.commerce.uct.ac.za/Economics/Courses/ECO416Z/2004/Time%20Series.doc>

Asteriou, Dimitrios. (june, 2001). Notas sobre Análisis de Series de Tiempo: Estacionariedad, Integración y Cointegración (H.L. Mata, Trans.).
<http://www.personal.rdg.ac.uk/~less00da/lecture3.htm>.

Eviews 4. User´s Guide. Chapter 20. Vector Autorregression and Error Correction Models.

<http://www.ucm.es/info/ecocuan/mjm/ecoaplimj/Vector%20Autoregressions.pdf>

Clive W. J. Granger. Revista Asturiana de Economía (8 de diciembre de 2003).

ANÁLISIS DE SERIES TEMPORALES, COINTEGRACIÓN Y APLICACIONES

<http://www.revistaasturianadeeconomia.org/raepdf/30/GRANGER.pdf>

Mata HL. (2004). Nociones Elementales de Cointegración. Procedimiento de Engle-Granger. Trabajo no publicado. <http://webdelprofesor.ula.ve/economía>