

TEMA 7

REGRESIÓN CON SERIES TEMPORALES



A. Beyaert, M. Camacho, M. González, A. Quesada
Departamento de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa

UNIVERSIDAD DE
MURCIA

Lo que estudiaremos en este tema:

UNIVERSIDAD DE
MURCIA

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

7.3. Regresión espuria y solución

7.4. Estacionalidad



Bibliografía básica: Wooldridge, 2008, cap. 10 y parte del 18

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

Recordemos:

Datos de corte transversal: observaciones sobre distintas unidades (individuos , familias, ciudades,...) en un momento dado del tiempo

- Características:
 - **el orden** de los datos **no importa**
 - **En general, no** hay **interrelación** entre los elementos de la muestra (asegurado si los datos provienen de muestreo aleatorio)
- El **supuesto de observaciones independientes** es **esencial** para las buenas propiedades de los estimadores MCO.

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

En cambio:

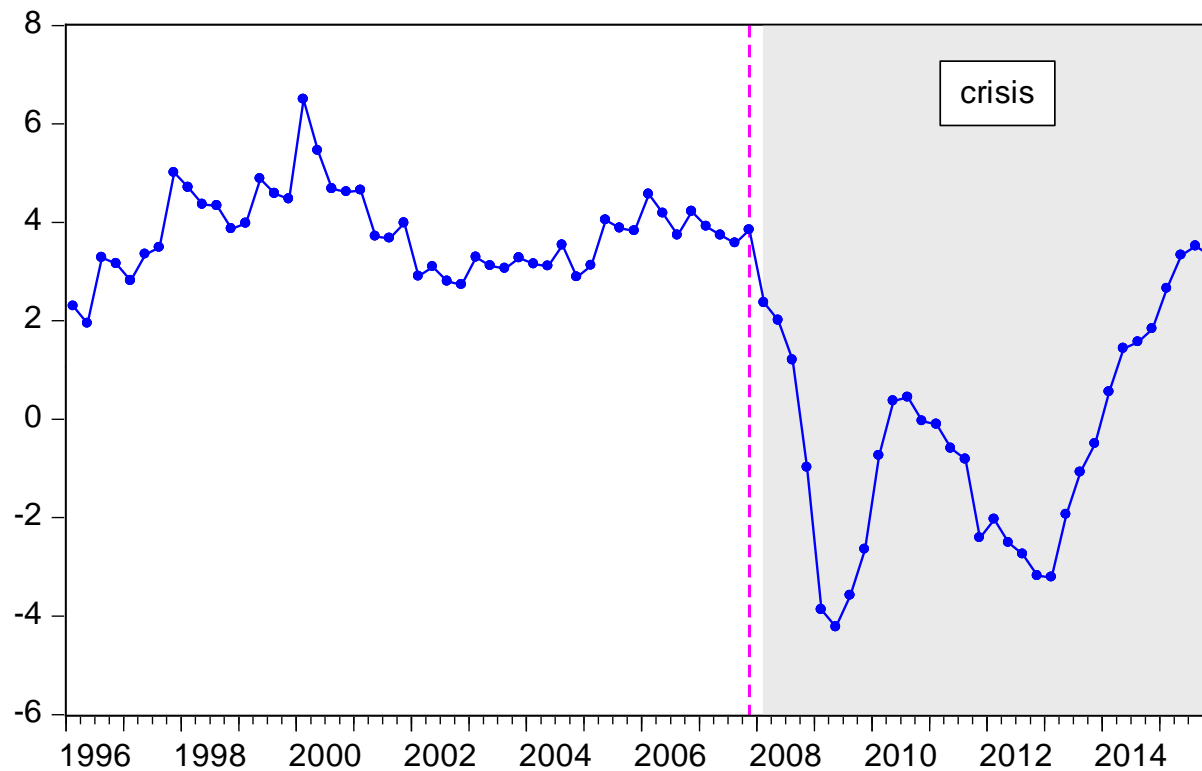
Datos de serie temporal: Observaciones sobre una o distintas variables a lo largo del tiempo

- Características muy diferentes:
 - **1. El orden de los datos sí importa: los datos son interdependientes**
 - **2. Puede haber tendencias en la media, en la varianza o en ambas**
 - **3. Puede haber estacionalidad**

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

- Ejemplos: Evolución a lo largo del tiempo de:
 - Tasa de crecimiento de la economía española (según contabilidad nacional trimestral)
 - Importaciones de bienes, a precios corrientes
 - Número de parados, registrados en el INEM
 - Índice de la bolsa de Paris (CAC-40)
 - ...
- Veamos, con estos ejemplos, estas características diferentes

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales



Tasa de crecimiento interanual (PIB), España, 1996.T1-2015.T4
Fuente: Contabilidad nacional trimestral de España, base 2010, INE

Hasta 2007 (antes de la crisis):

- Media constante
- Varianza estable
- Cierta **inercia**: influencia del pasado sobre el presente

A partir de 2008 (efecto de la crisis):

- Varianza estable?
- Media constante?
- Inercia

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

- Una herramienta útil en series temporales: el **correlograma**

- **¿qué es?**

- Componente básico: “**correlacion de orden j**”

correlación muestral media entre datos distantes entre sí “j” períodos

- correlograma:**

representación gráfica de las correlaciones de orden $j=1,2,\dots,k$ en función del “retardo” j

- **¿qué información da?**

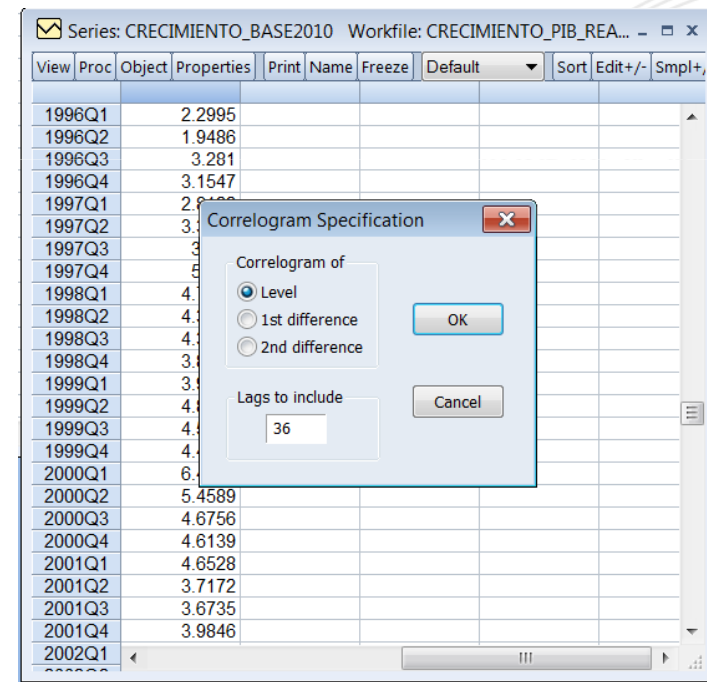
Resume el comportamiento dinámico de la serie, informa sobre cómo depende de su propio pasado.

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

Para obtener el correlograma en Eviews:

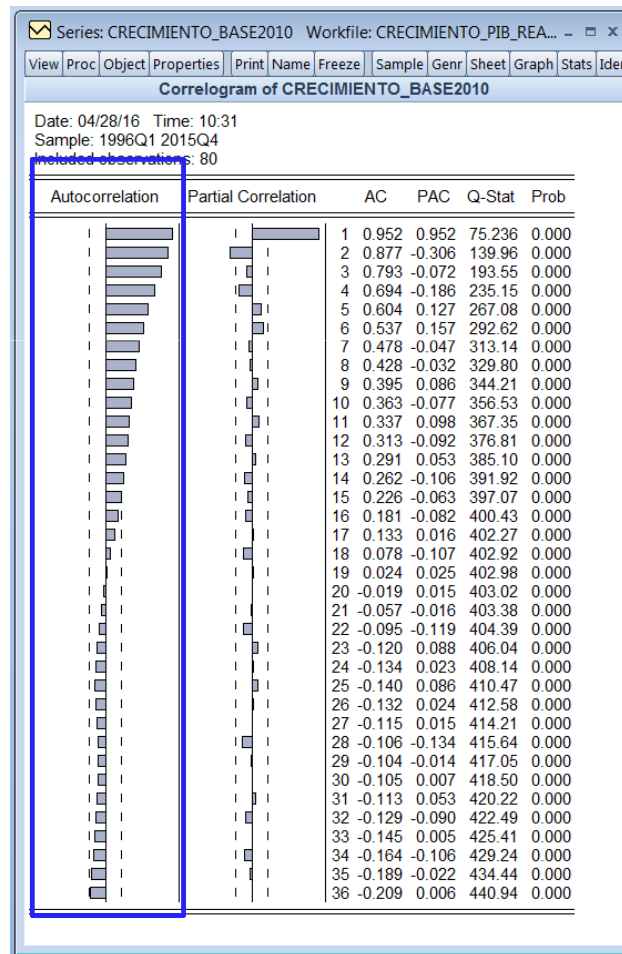
1) En la ventana de la serie , hacemos view/correlogram...

2) Aparece esta ventana:



3) Se selecciona “level” y damos a OK

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

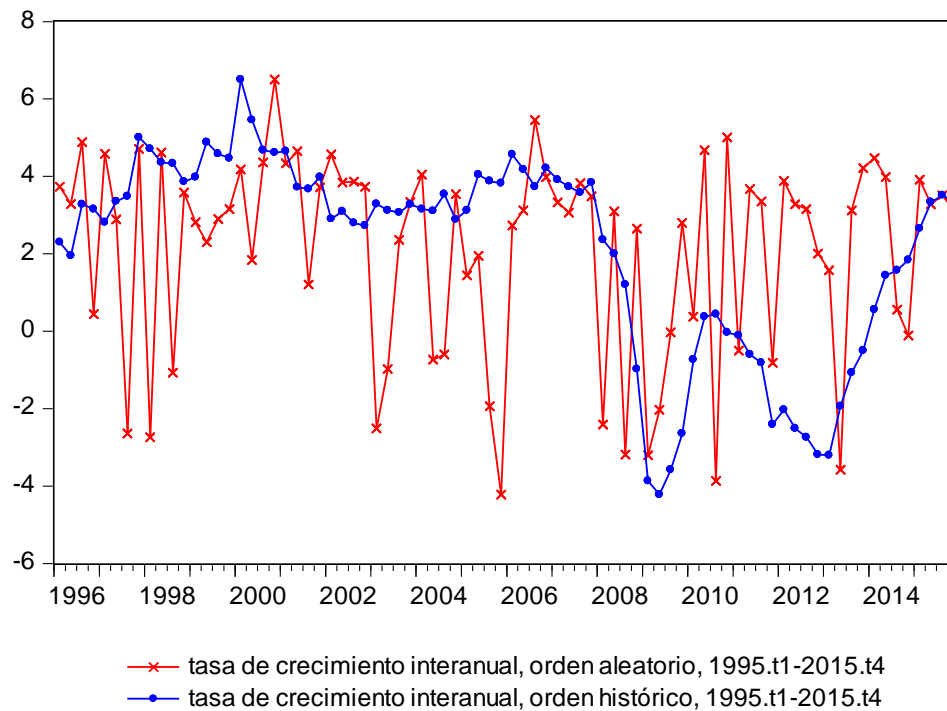


El **correlograma** refleja la inercia de la serie:

en el ejemplo anterior de la tasa de crecimiento del PIB, la dependencia del pasado es grande respecto del pasado próximo, pero desaparece al cabo de 15 cuatrimestres (mas de 3 años).

=> el correlograma indica que el orden de los datos es importante, contiene información.

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales



En azul: la tasa de crecimiento, en orden cronológico

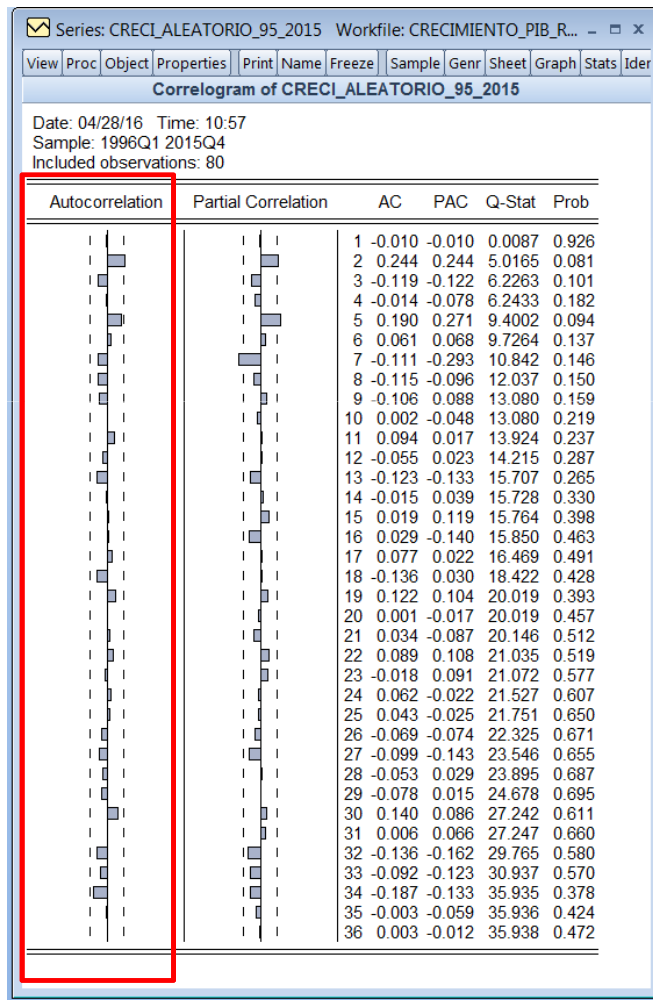
En rojo: los mismos datos, en orden aleatorio

⇒ hemos roto la dinámica

⇒ el orden importa: los datos cronológicos son interdependientes, los otros no.

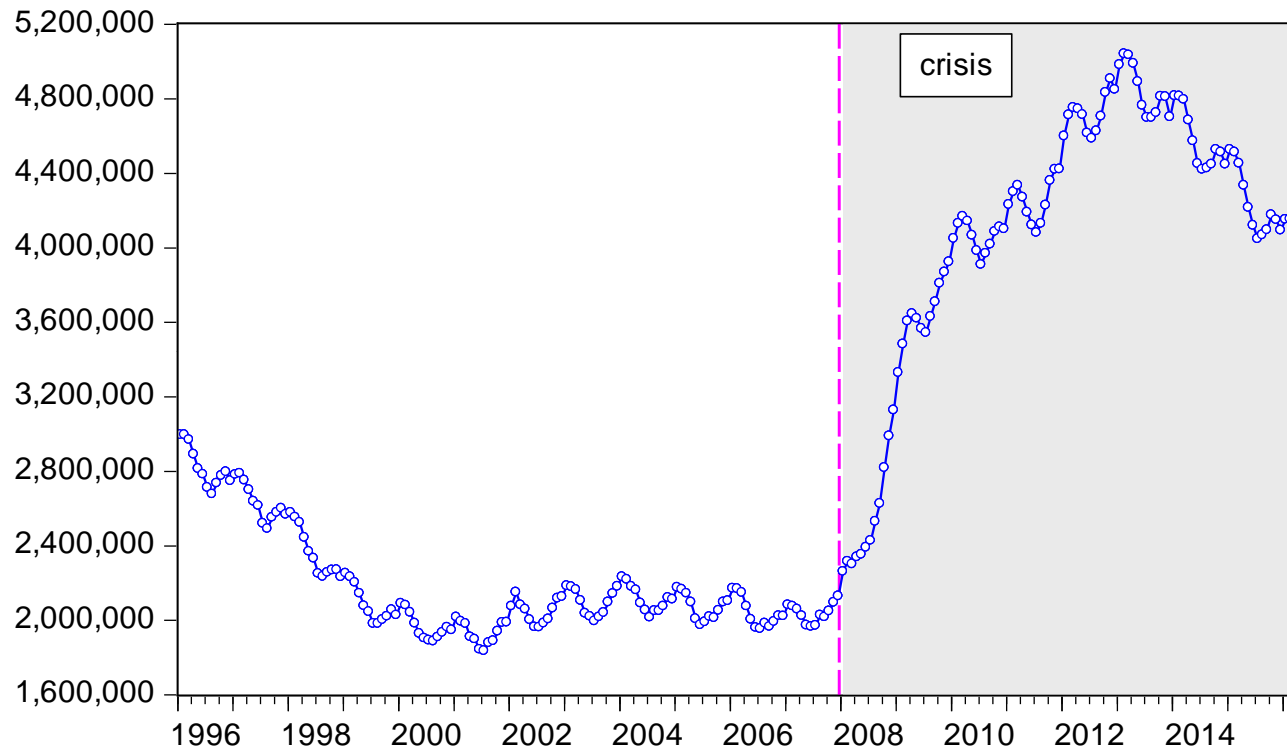
⇒ se notará en el correlograma

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales



El correlograma de la serie en orden aleatorio (roja) ya no refleja interdependencia temporal, porque ya no hay dinámica en la serie nueva, la inercia se ha destruido.

- 7.1. Características básicas de la estimación con series temporales



Paro registrado en el INEM, España, enero 1996-marzo 2016
Fuente: Boletín Mensual de Estadística, INE

Media y varianza:

- ¿Media cambiante y varianza constante?

ó bien

- ¿Media constante y varianza creciente?

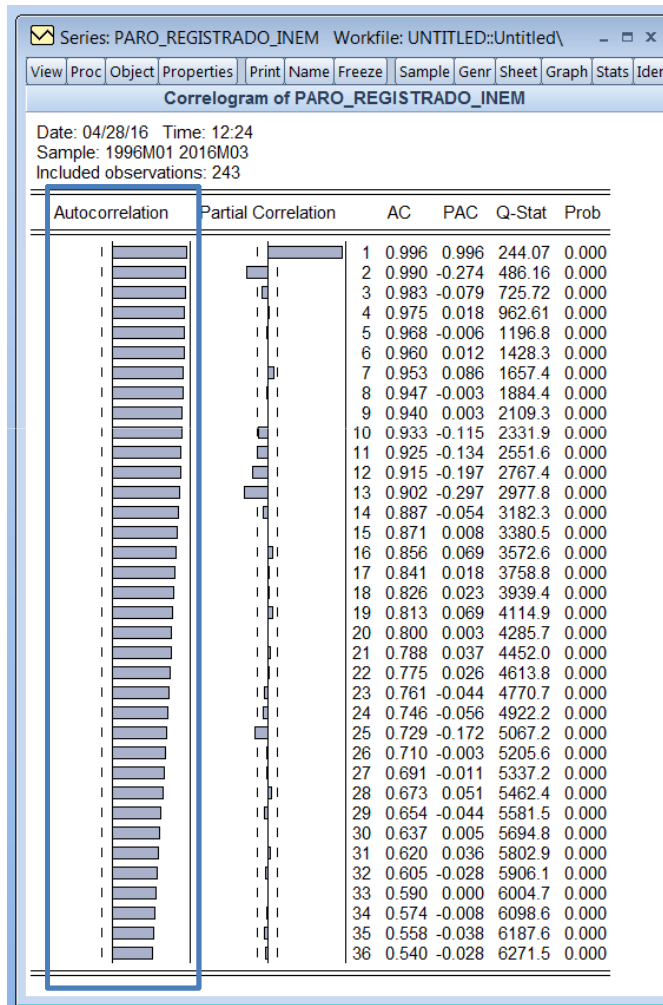
Si miramos solo desde 2008:

- media no constante
- ¿varianza?

En cualquier caso, antes y durante la crisis:

- Algo de inercia: influencia del pasado sobre el presente

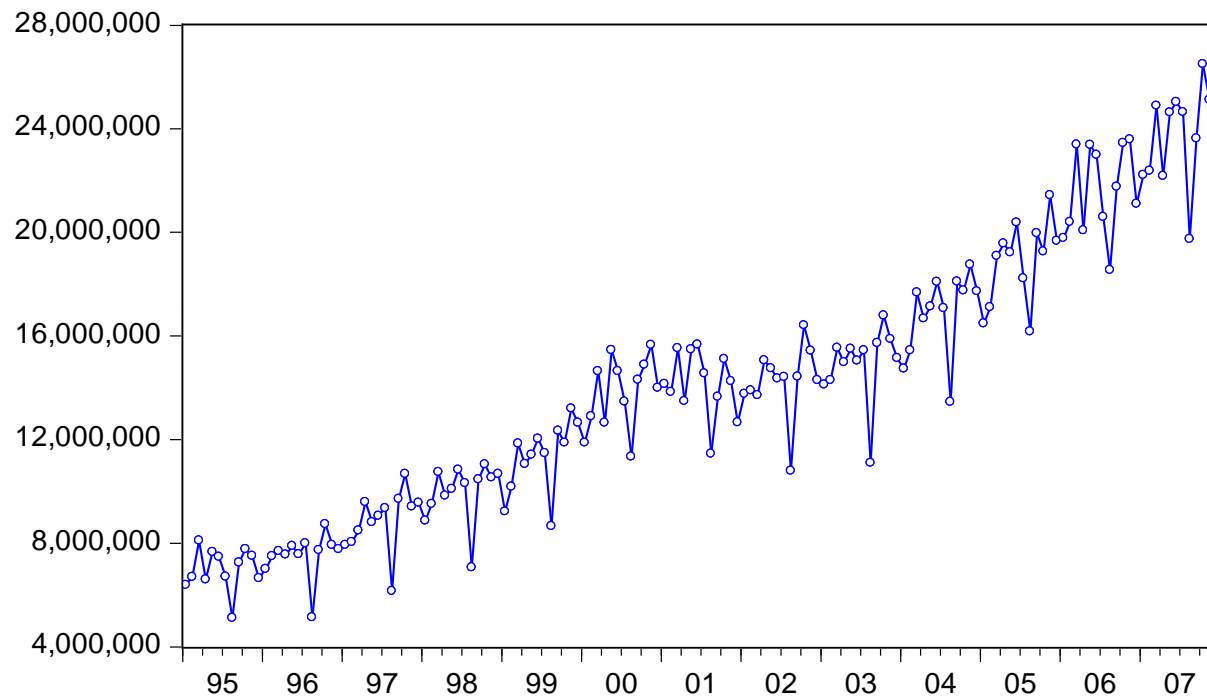
7.1. Características básicas de la estimación con series temporales



Correlograma del paro registrado:

Mucha inercia en la serie

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales



Importaciones de bienes y servicios (miles de euros), ESPAÑA, enero 1995- diciembre 2007
Fuente: Boletín Mensual de Estadística. INE

- Media creciente: **tendencia en media**
- Varianza estable
- Algo de inercia: influencia del pasado sobre el presente
- **Estacionalidad:**
el mismo patrón dinámico tiende a repetirse año tras año

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales



Índice bursátil: CAC40 diario, al cierre

La serie “deambula”:

- Media no tendencial
- Varianza creciente
- Inercia: el pasado influye sobre el presente

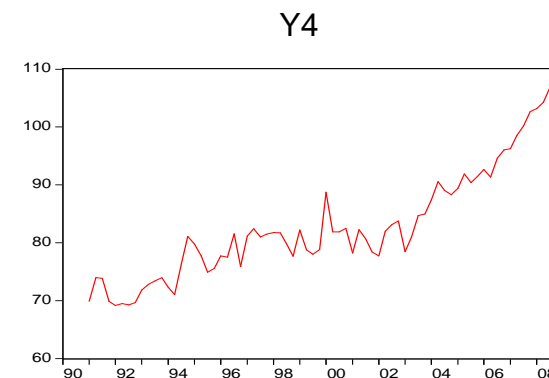
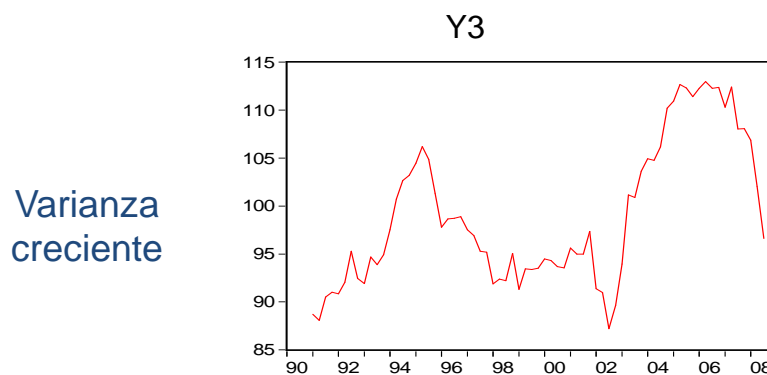
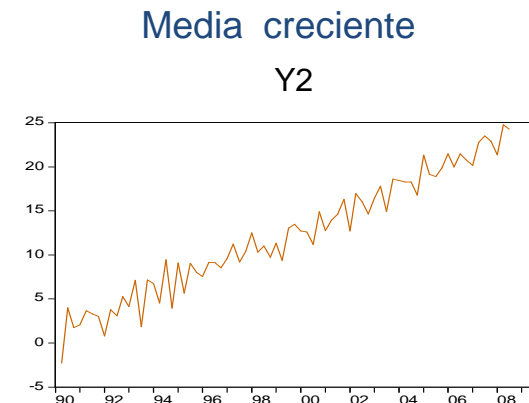
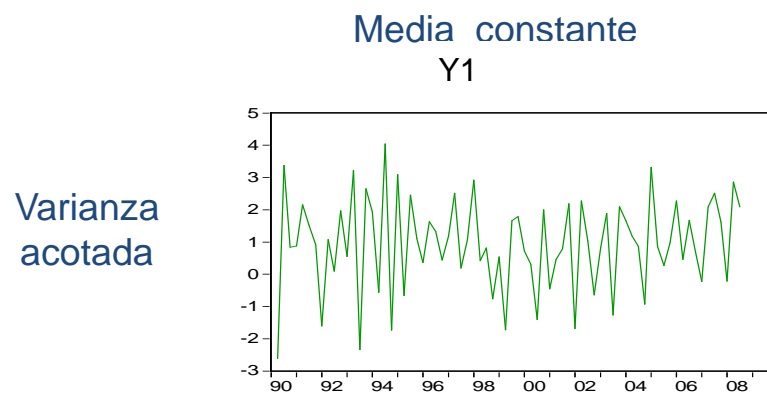
7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

Característica 1:

- los datos de series temporales son interdependientes: *correlación intertemporal* o “*serial*”
- el orden de los datos importa
- el correlograma da información sobre la dinámica de la serie

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

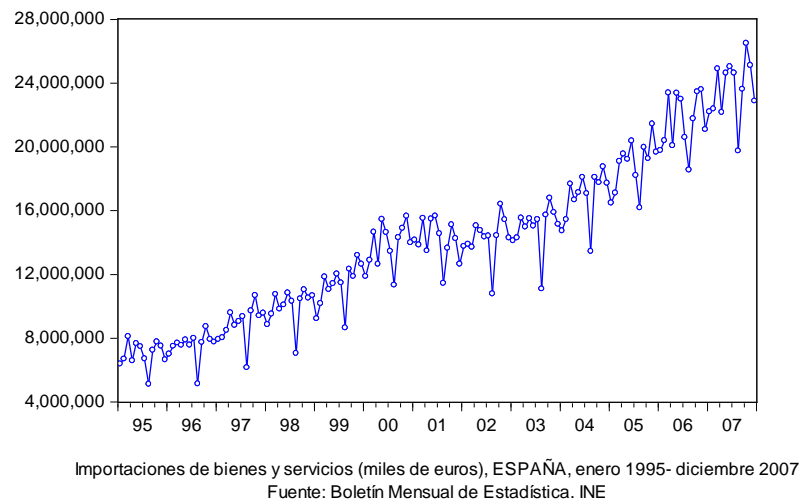
➔ **Característica 2:** hay series sin tendencia, otras con tendencia en la media y/o con tendencia en la varianza



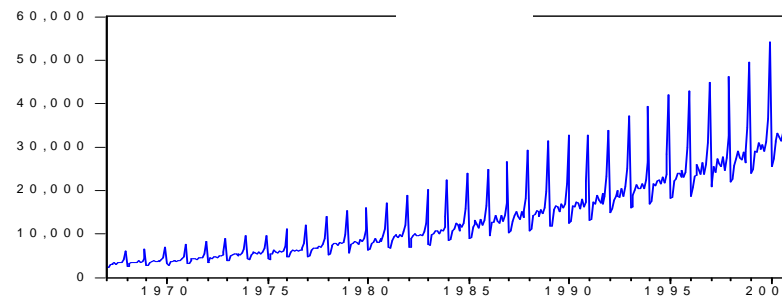
7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

➔ Característica 3: a veces, hay estacionalidad

Ejemplo anterior:

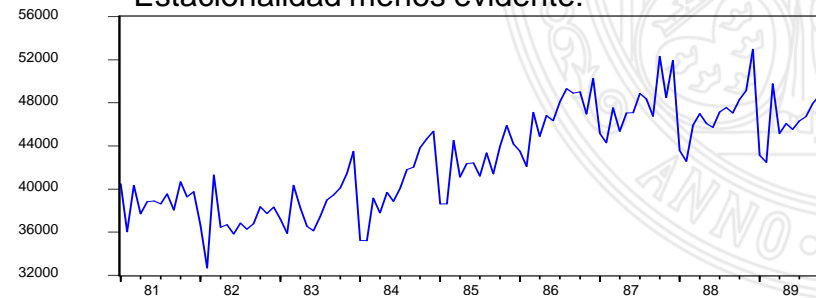


Estacionalidad muy intensa, dominante:



Ventas al por menor, USA, 1/1967-12/2000

Estacionalidad menos evidente:

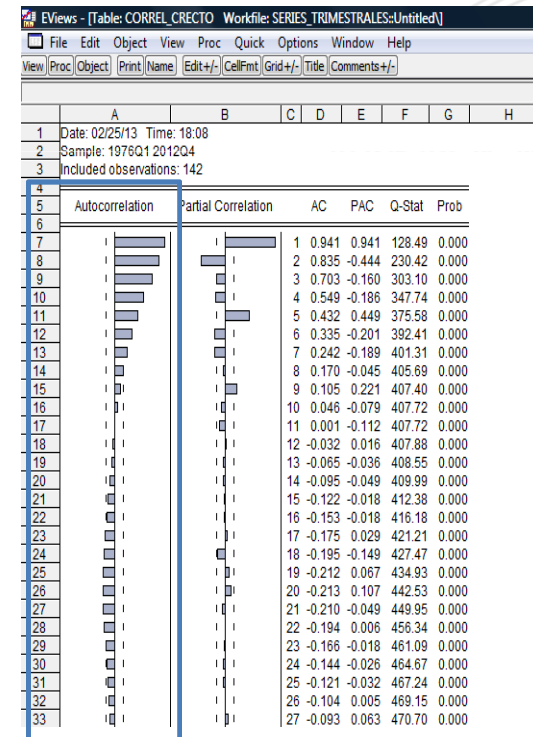
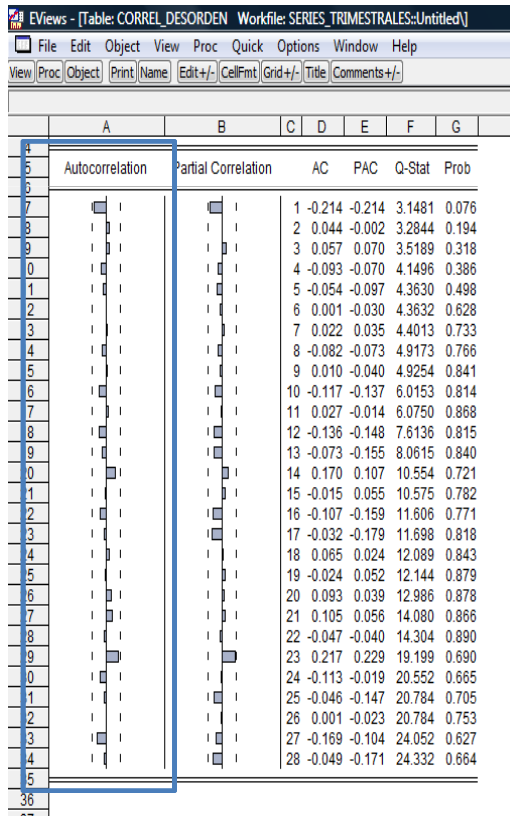


Número accidentes de tráfico, California, 1/1981- 12/1989

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

El correlograma da información valiosa...

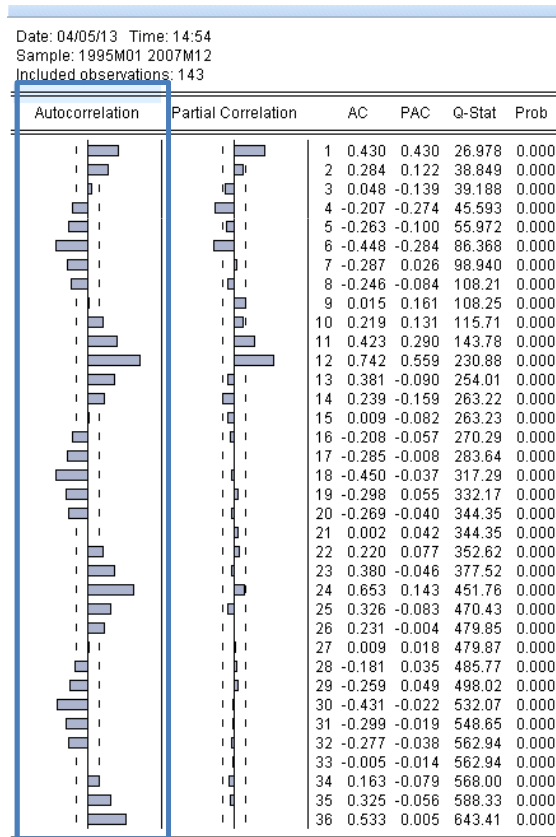
- 1) Serie **sin** dinámica, media y varianza estables:
- 2) Serie **con** dinámica, media y varianza estables:



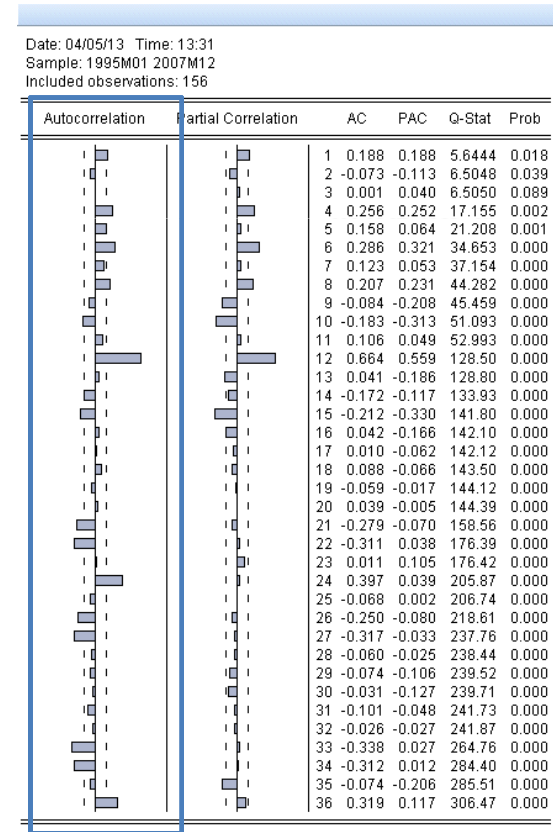
7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

El correlograma da información valiosa...

3) Estacionalidad fuerte:



4) Algo de estacionalidad:

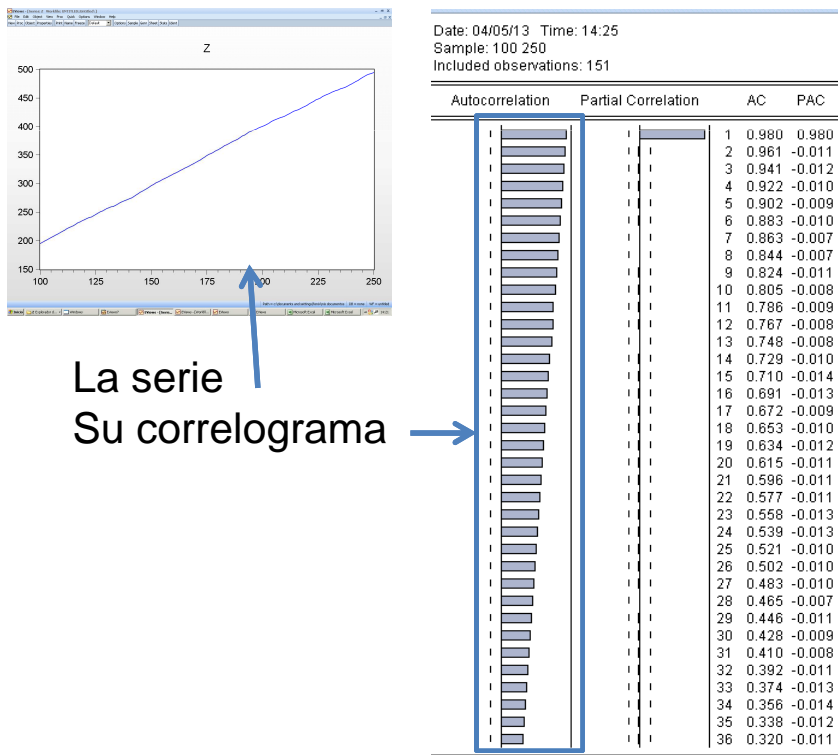


...pero

7.1. Características básicas de la estimación con series temporales

... el correlograma no discrimina entre tendencia en la media y tendencia en la varianza

5) Tendencia en la media:



6) Tendencia en la varianza:



7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

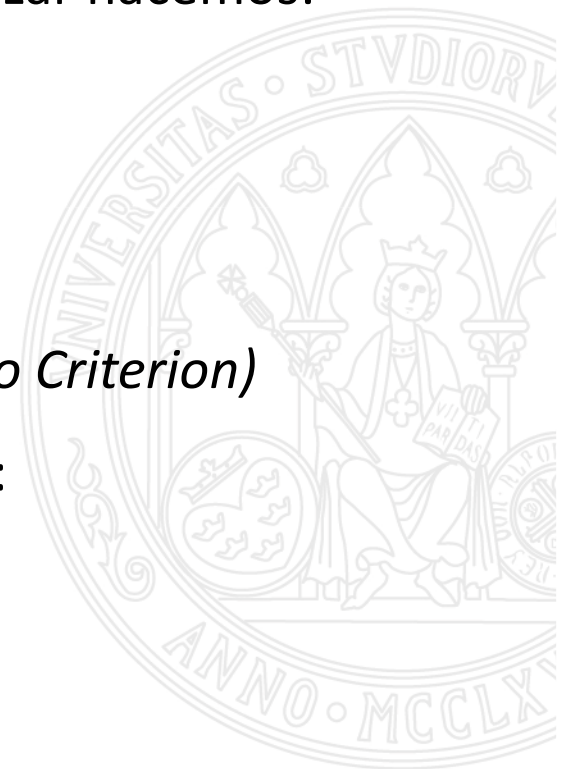
- Para distinguir entre series con tendencia en la media y/o con tendencia en la varianza se utilizan los “**contrastes de raíz unitaria**” (H_0 : hay raíz unitaria, H_1 : no hay raíz unitaria).
- Vamos a ver el **Contraste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF)**
- Definiciones:
 - Una serie con *tendencia en la varianza* tiene raíz unitaria.
 - Una serie con *tendencia en la media* crece (decrece) en el tiempo, y además puede tener tendencia en la varianza.
 - Un serie que no tiene ni tendencia en la media ni tendencia en la varianza es ***estacionaria***.

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- En los **contrastes de raíz unitaria** vamos a distinguir **3 situaciones**:
 - Situación 1: sabemos que la serie crece (decrece) en media (ejemplo: PIB, consumo, inversión, etc.)
 - Situación 2: sabemos que la serie no crece (no decrece) en media (ejemplo: tipo de interés, tasa de inflación, tasa de desempleo, etc.)
 - Situación 3: no sabemos si crece o no (o si decrece o no)
- El procedimiento de contraste difiere de una situación a otra.

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

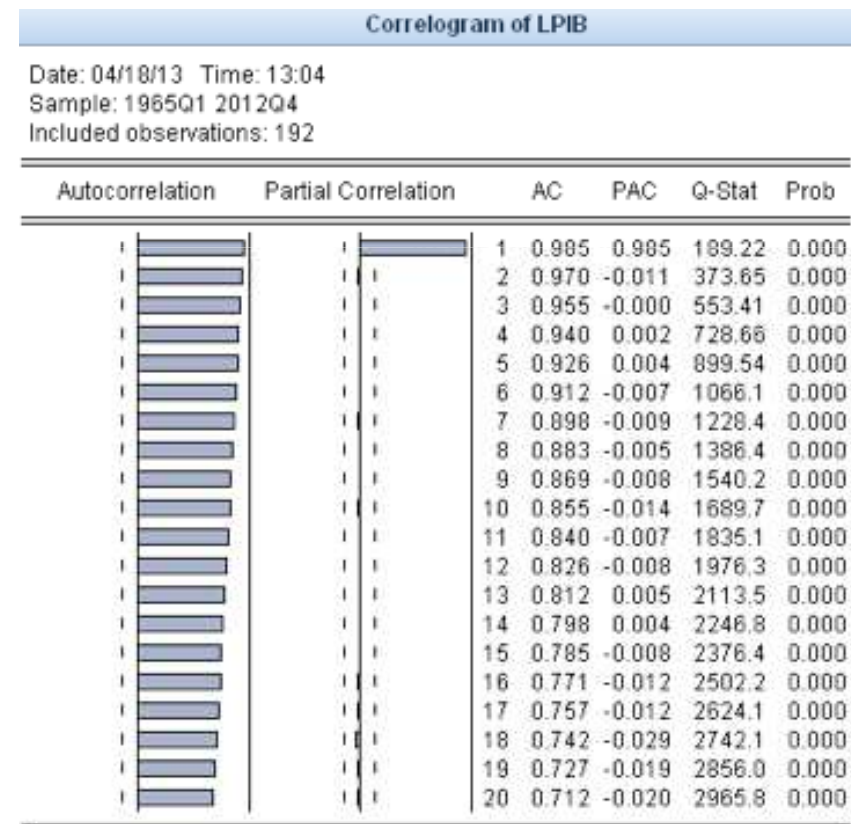
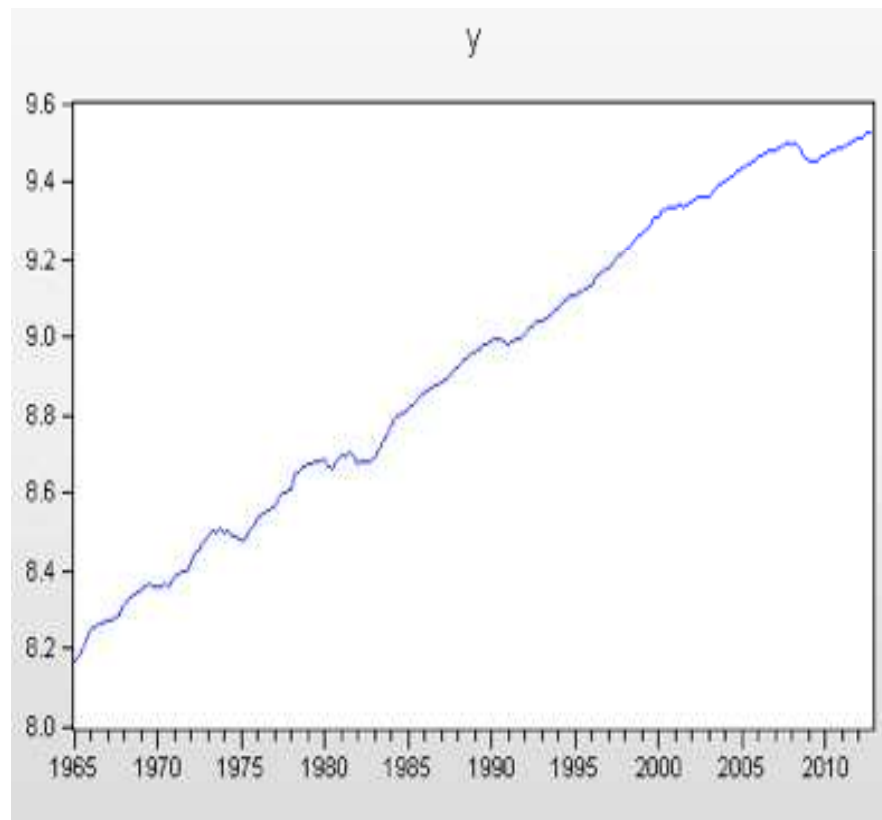
- En **Eviews**, el procedimiento de contraste se lleva a cabo de la siguiente manera:
 - 1) En la ventana de la serie que queremos analizar hacemos:
View/Unit Root Test...
 - 2) En la ventana que aparece se elige siempre:
Test Type: *Augmented Dickey-Fuller*
Test for unit root in: *Level*
Lag length: *Automatic Selection (Schwarz Info Criterion)*
 - 3) Dependiendo de la situación elegiremos:
 - Situación 1: Trend and intercept
 - Situación 2: Intercept
 - Situación 3: Trend and intercept



7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

➤ SITUACIÓN 1: sabemos que la serie (de)crece

- **Ejemplo 1:** Logaritmo del PIB trimestral de EE.UU. de 1965.1 a 2012.4



7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- En el cuadro para hacer el contraste se selecciona:

Unit Root Test

Test type
Augmented Dickey-Fuller

Test for unit root in
 Level
 1st difference
 2nd difference

Include in test equation
 Intercept
 Trend and intercept
 None

Lag length
 Automatic selection:
Schwarz Info Criterion
Maximum lags: 14
 User specified: 4

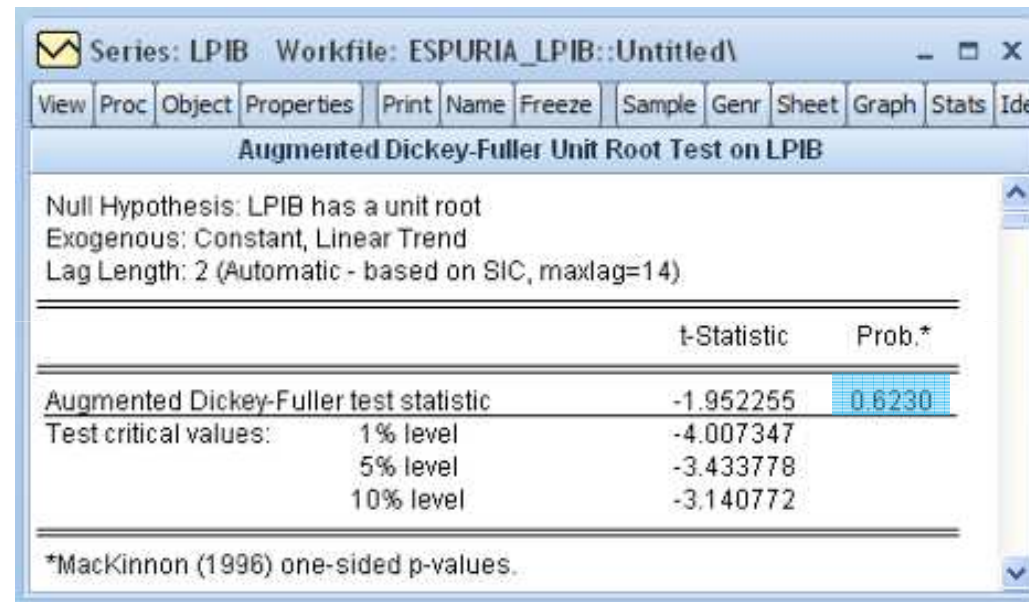
OK Cancel

H_0 : hay raíz unitaria

H_1 : no hay raíz unitaria

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- El resultado del contraste es:



Series: LPIB Workfile: ESPURIA_LPIB::Untitled\

View Proc Object Properties Print Name Freeze Sample Genr Sheet Graph Stats Ide

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LPIB

Null Hypothesis: LPIB has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

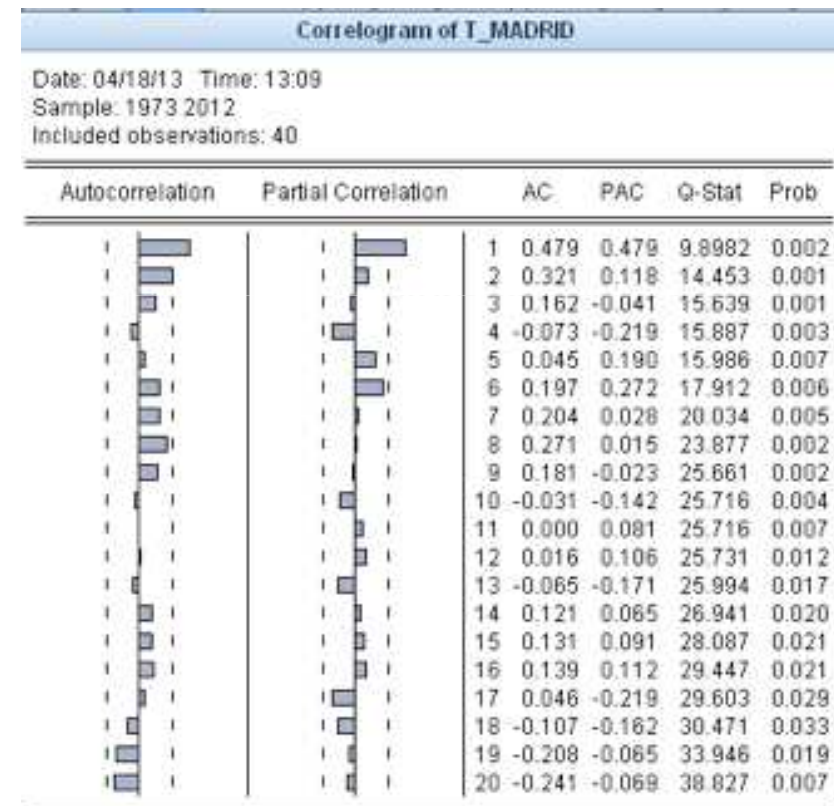
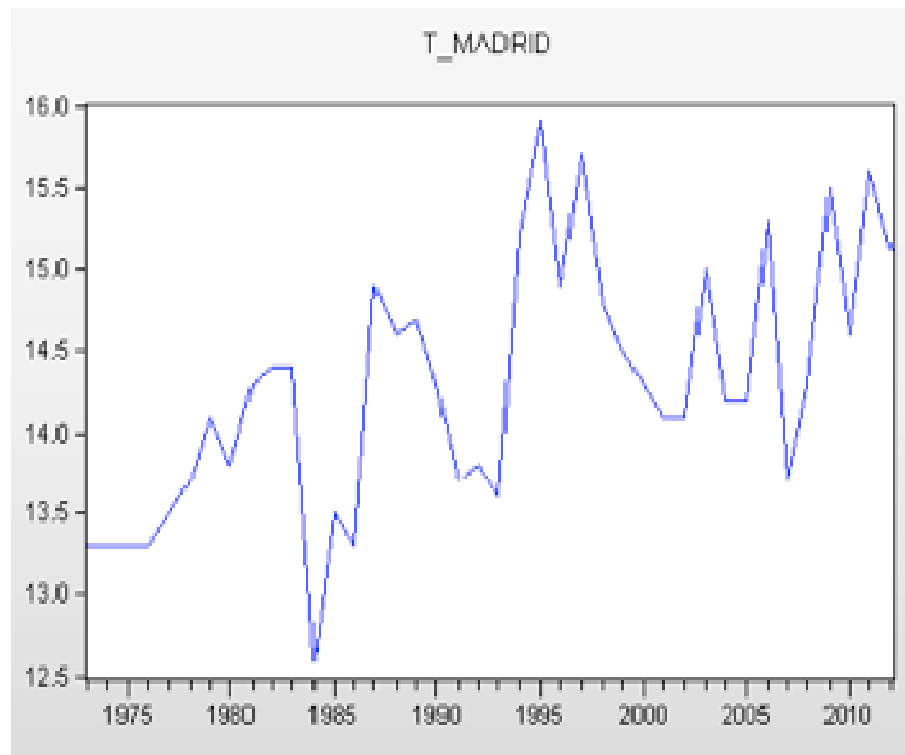
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.952255	0.6230
Test critical values:		
1% level	-4.007347	
5% level	-3.433778	
10% level	-3.140772	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

- Como el estadístico de contraste de Dickey-Fuller Aumentado tiene un p-valor de $0.6230 > 0.05$, no RH_0 ➡ **Hay raíz unitaria**
- La serie tiene **tendencia en varianza** y como crece claramente también tendrá **tendencia en media**.

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- **Ejemplo 2:** Temperatura media anual en Madrid de 1973 a 2012



7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- En el cuadro para hacer el contraste se selecciona:

Unit Root Test

Test type
Augmented Dickey-Fuller

Test for unit root in
 Level
 1st difference
 2nd difference

Include in test equation
 Intercept
 Trend and intercept
 None

Lag length
 Automatic selection:
Schwarz Info Criterion
Maximum lags: 14
 User specified: 4

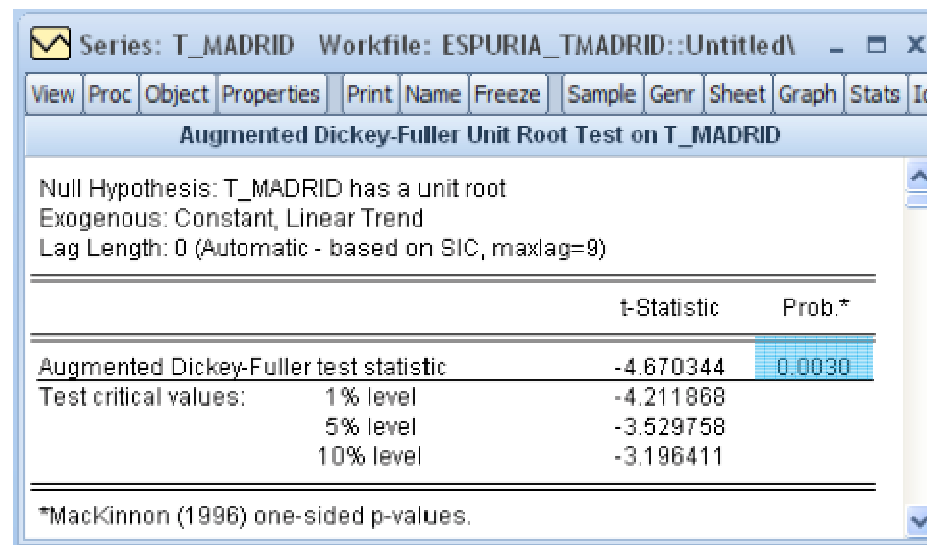
OK Cancel

H_0 : hay raíz unitaria

H_1 : no hay raíz unitaria

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- El resultado del contraste es:



Series: T_MADRID Workfile: ESPURIA_TMADRID::Untitled\

View Proc Object Properties Print Name Freeze Sample Genn Sheet Graph Stats Id

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on T_MADRID

Null Hypothesis: T_MADRID has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=9)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.670344	0.0030
Test critical values:		
1% level	-4.211868	
5% level	-3.529758	
10% level	-3.196411	

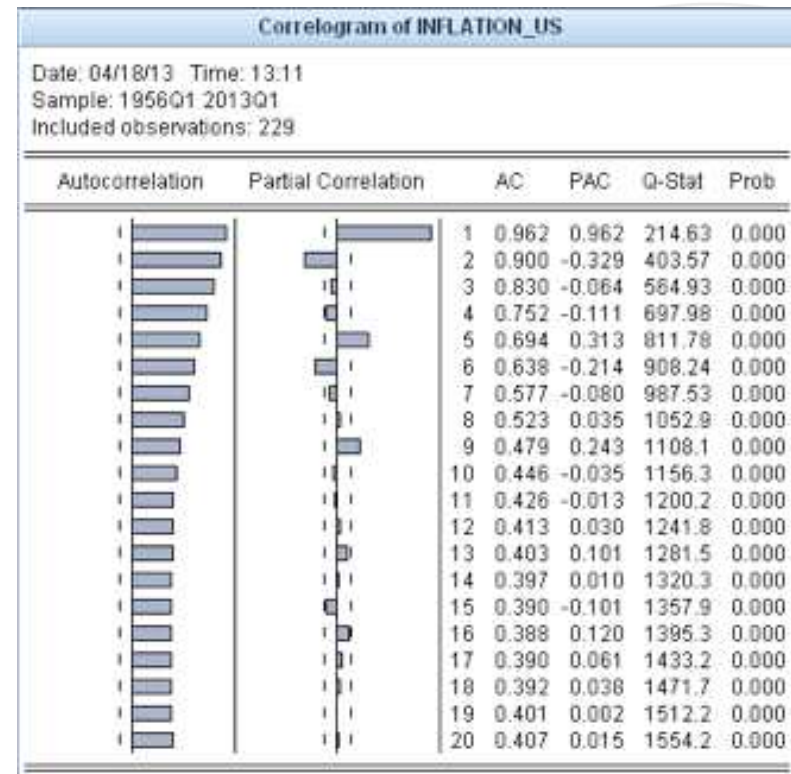
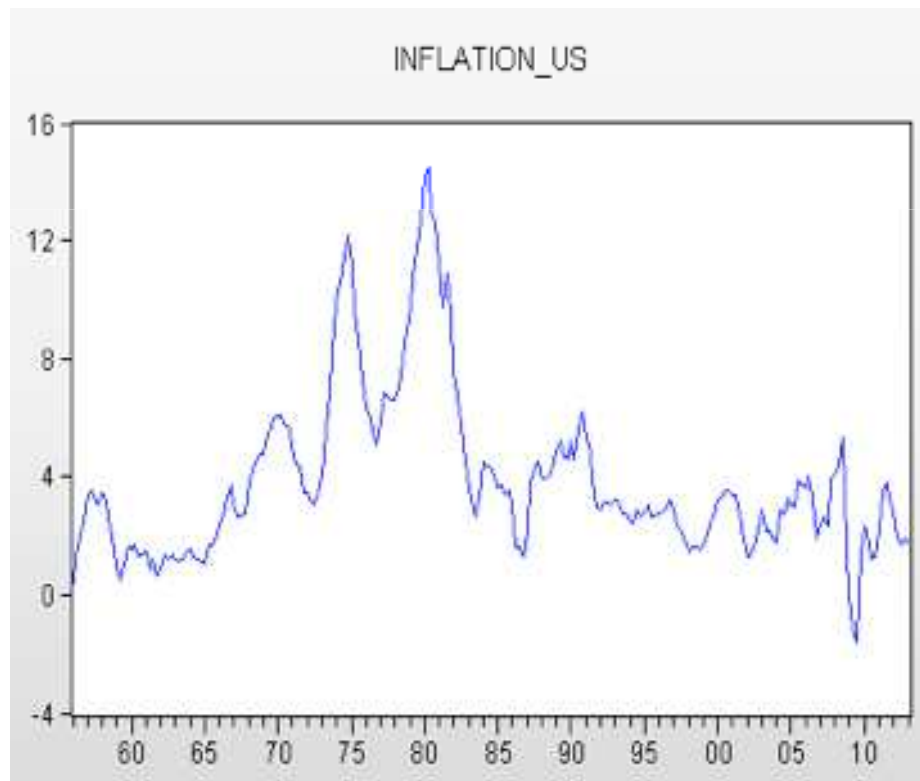
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

- Como el estadístico de contraste de Dickey-Fuller Aumentado tiene un p-valor de $0.0030 < 0.05$, se $RH_0 \rightarrow$ **No hay raíz unitaria**
- La serie **no** tiene tendencia en varianza, pero como crece claramente si que tendrá **tendencia en media**.

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

➤ SITUACIÓN 2: sabemos que la serie no (de)crece

Ejemplo: Tasa de inflación de EE.UU. de 1956.1 a 2013.1



7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- En el cuadro para hacer el contraste se selecciona:

Unit Root Test

Test type
Augmented Dickey-Fuller

Test for unit root in
 Level
 1st difference
 2nd difference

Include in test equation
 Intercept
 Trend and intercept
 None

Lag length
 Automatic selection:
Schwarz Info Criterion
Maximum lags: 14
 User specified: 4

OK Cancel

H_0 : hay raíz unitaria

H_1 : no hay raíz unitaria

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- El resultado del contraste es:

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.826105	0.3672
Test critical values:		
1% level	-3.460035	
5% level	-2.874495	
10% level	-2.573751	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

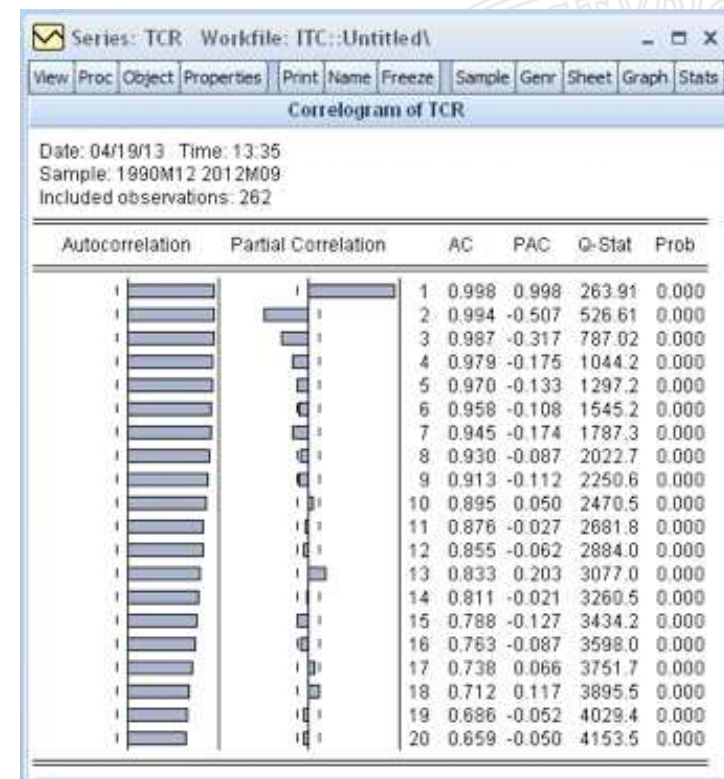
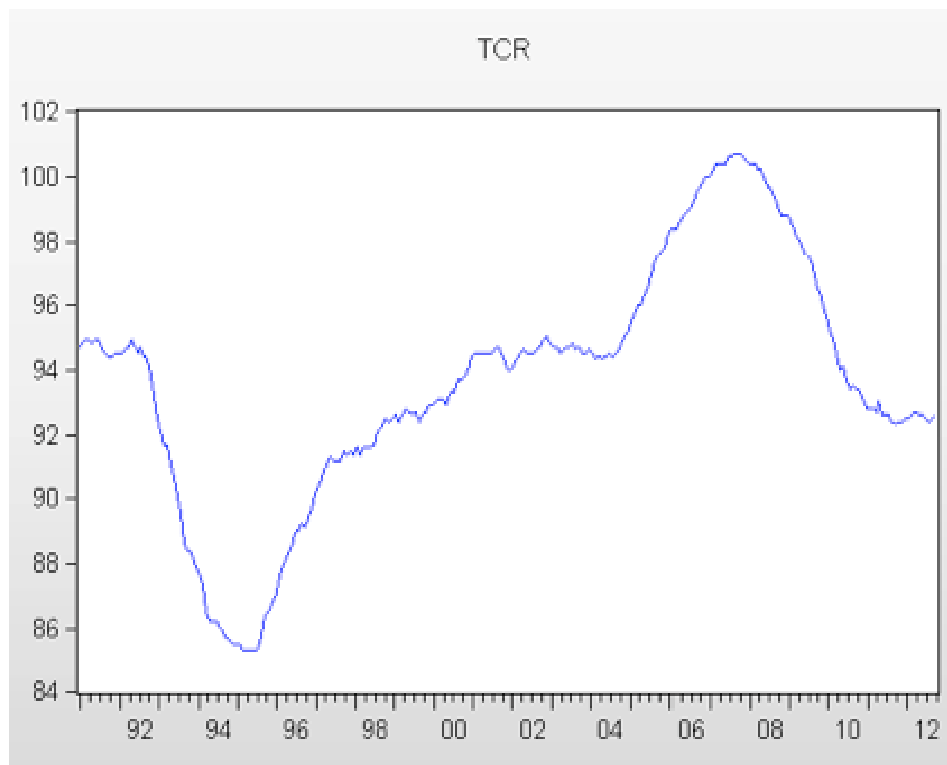
- Como el estadístico de contraste de Dickey-Fuller Aumentado tiene un p-valor de $0.3672 > 0.05$, no RH_0 ➡ **Hay raíz unitaria**
- La serie tiene **tendencia en varianza**, pero como no crece, no tendrá tendencia en media.

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

➤ SITUACIÓN 3: no sabemos si la serie (de)crece o no

En este caso, trataremos a la serie igual que en la situación 1.

- **Ejemplo:** Tipo de cambio real efectivo de España frente a UM de 1990.12 a 2012.09



7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- En el cuadro para hacer el contraste se selecciona:

Unit Root Test

Test type
Augmented Dickey-Fuller

Test for unit root in
 Level
 1st difference
 2nd difference

Include in test equation
 Intercept
 Trend and intercept
 None

Lag length
 Automatic selection:
Schwarz Info Criterion
Maximum lags: 15
 User specified: 4

OK Cancel

H_0 : hay raíz unitaria

H_1 : no hay raíz unitaria

7.2. Tendencia en la media y tendencia en la varianza

- El resultado del contraste es:

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.536531	0.3103
Test critical values:		
1% level	-3.995340	
5% level	-3.427975	
10% level	-3.137353	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

- Como el estadístico de contraste de Dickey-Fuller Aumentado tiene un p-valor de $0.3103 > 0.05$, no RH_0 ➡ **Hay raíz unitaria**

7.3. Regresión espuria y solución

- Al regresar una serie temporal y_t sobre otra(s) x_t

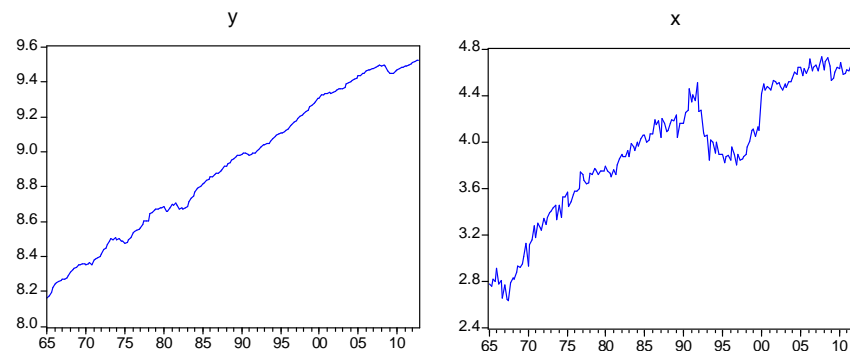
$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \varepsilon_t$$

estamos interesados en examinar si x_t tiene algún efecto sobre y_t

- En datos de corte transversal nos fijábamos en la bondad del ajuste del modelo (R^2) y en la significatividad de $\hat{\beta}_1$.
- Cuando esta regresión se realiza entre series temporales **no estacionarias** podría ocurrir que
 - El R^2 sea alto
 - El parámetro β_1 sea significativoaunque no exista ninguna relación económica entre ambas series
- Este problema se le conoce como **regresión espuria**

7.3. Regresión espuria y solución

- **Ejemplo 1:** regresión entre dos series con tendencia en varianza (en este ejemplo también hay tendencia en media)
 - Sean las series temporales y_t el logaritmo del PIB trimestral de EE.UU. y x_t el logaritmo de los coches registrados en Luxemburgo de 1965.1 a 2012.4



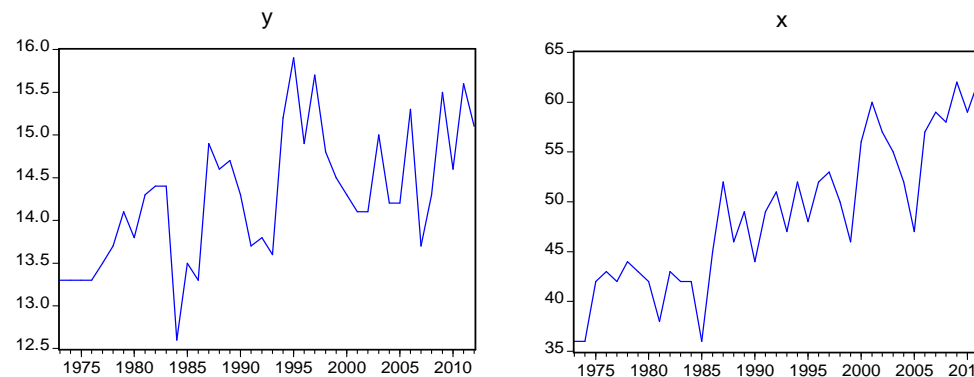
- Esperaríamos que la regresión de y_t sobre x_t nos diera un R^2 bajo y un coeficiente no significativo. Sin embargo:

$$\hat{y}_t = 6.24 + 0.67 x_t \quad R^2 = 0.86$$

(0.67) (0.02)

7.3. Regresión espuria y solución

- **Ejemplo 2:** regresión entre dos series con tendencia sólo en media
 - Sean las series temporales y_t la temperatura media anual en Madrid y x_t los partidos jugados en cada temporada por el FC Barcelona de 1973 a 2012



- Esperaríamos que la regresión de y_t sobre x_t nos diera un R^2 bajo y un coeficiente no significativo. Sin embargo:

$$\hat{y}_t = 11.38 + 0.06x_t \quad R^2 = 0.34$$

(0.65) (0.01)

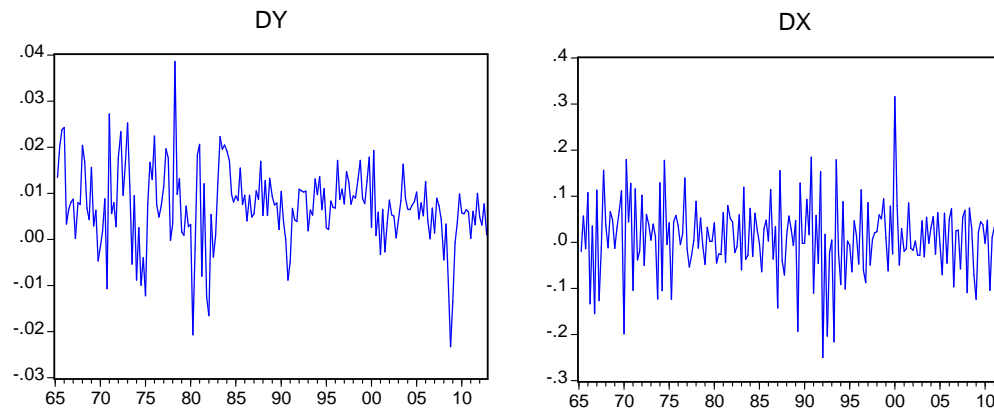
7.3. Regresión espuria y solución

- ¿Por qué parece buena la regresión entre las dos series?
 - R^2 puede ser alto sólo porque la STC de y_t es artificialmente grande: no estima bien lo que quiere medir - la variabilidad de y_t -, debido a la presencia de tendencia.
 - Cuando hay tendencia en media, el coeficiente es significativo porque la explicada tiene tendencia propia y la tendencia de la explicativa actúa de “variable proxy”
 - Cuando hay tendencia en la varianza (haya o no tendencia lineal en media) los estadísticos no tienen la distribución habitual y los contrastes de significatividad habituales no son válidos
- ¿Cómo debemos plantear la regresión para evitar este riesgo?
 - Tendencia en varianza: diferenciamos las series y las regresamos en diferencias (este método haría desaparecer la tendencia en media si la hubiera)
 - Tendencia sólo en media: cualquiera de estos dos métodos equivalentes
 - Quitamos la tendencia lineal de las variables y las regresamos sin ella
 - Añadimos una tendencia lineal a la regresión entre las variables originales

7.3. Regresión espuria y solución

- **Solución en ejemplo 1:**

- Ambas series tienen raíz unitaria (p-valores de ADF mayores que 0.05)
- Llamemos dy_t y dx_t a las diferencias de ambas series: $dy_t = y_t - y_{t-1}$, $dx_t = x_t - x_{t-1}$



- La regresión de las series en diferencias ya no muestra problemas de regresión espuria

$$d\hat{y}_t = 0.0071 - 0.0156 dx_t \quad R^2 = 0.0002$$

(-0.0006) (0.0078)

7.3. Regresión espuria y solución

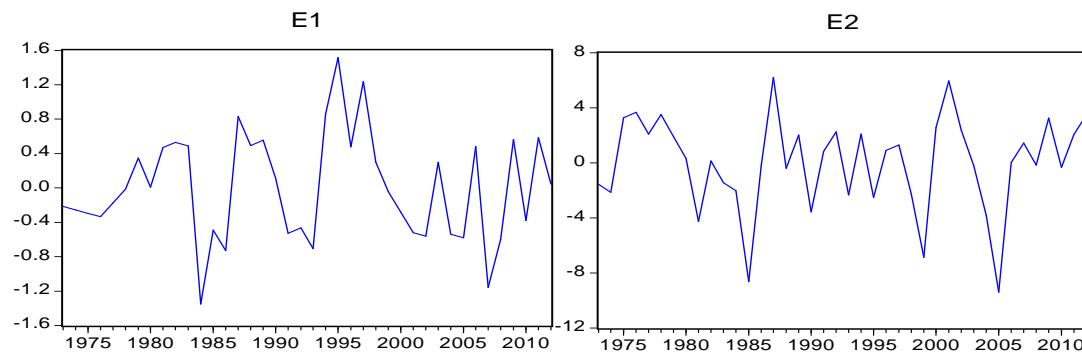
- **Solución en ejemplo 2:**

- Ninguna de las series tiene raíz unitaria (p-valores de ADF menores que 0.05)
- **Solución 1:** quitamos la tendencia lineal de las variables y las regresamos sin ella

- Para ello, primero regresamos las series sobre una constante y una tendencia

$$y_t = \beta_{y0} + \beta_{y1}t + \varepsilon_{1t} \quad x_t = \beta_{x0} + \beta_{x1}t + \varepsilon_{2t}$$

- Los residuos son las variables menos su tendencia estimada; llamémoslos $e1_t$ y $e2_t$



- Por último, regresamos $e1_t$ sobre $e2_t \Rightarrow$ no hay síntomas de regresión espuria

$$\hat{e}1_t = 0.00 + 0.03e2_t \quad R^2 = 0.024$$

(0.09) (0.03)

7.3. Regresión espuria y solución

- **Solución en ejemplo 2:**

- **Solución 2:** Añadimos una tendencia lineal a la regresión sobre las variables originales

$$\hat{y}_t = 12.462 + 0.022t + 0.028x_t \quad R^2 = 0.371$$

(1.116) (0.019) (0.029)

- El R^2 puede ser engañosamente alto debido a que la STC estima mal la verdadera variabilidad de y_t alrededor de su media: la STC se calcula como si tuviera media constante cuando en realidad es una variable con tendencia en media

- **Frecuencia de los datos:** diaria, mensual, trimestral, anual....

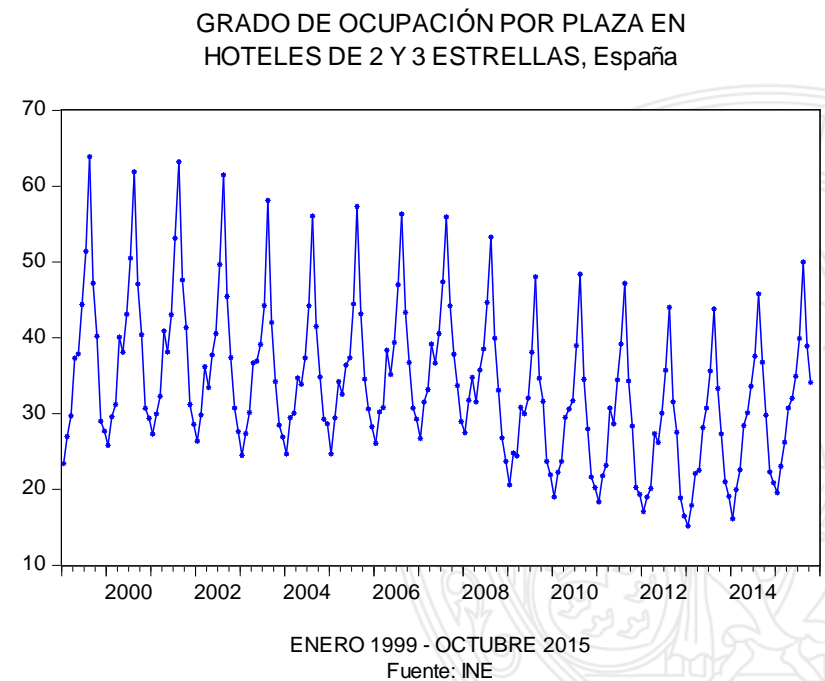
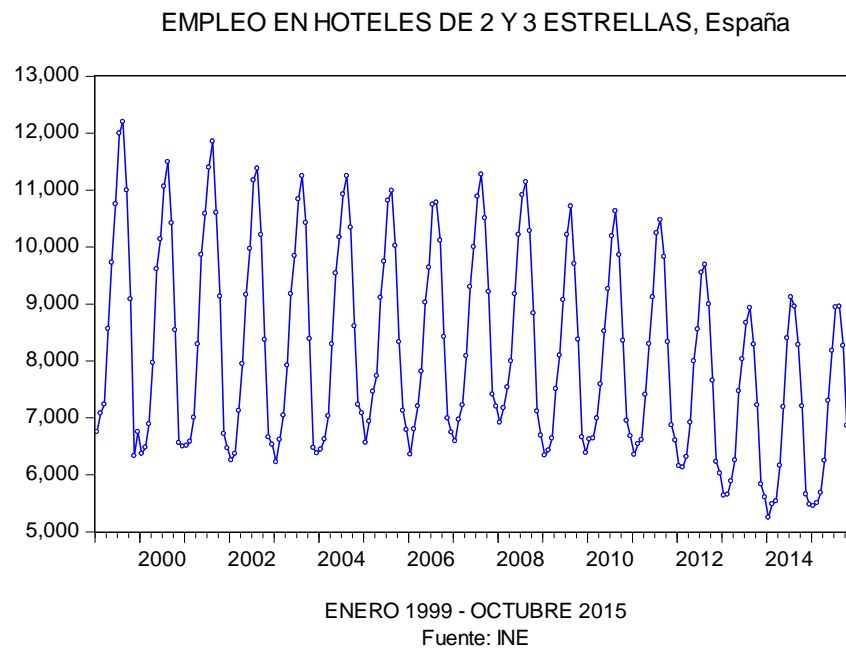
¿Cuál es la frecuencia de estas series?

- PIB de España
- Tasa de inflación de la UE
- Tasa de paro de España
- Número de ocupados en la Región de Murcia
- Precio de las acciones del IBEX 35

- **Estacionalidad:** Comportamiento cíclico de duración anual o menor, en series de frecuencia superior a la anual (frecuencia diaria, mensual, trimestral...)

7.4. Estacionalidad

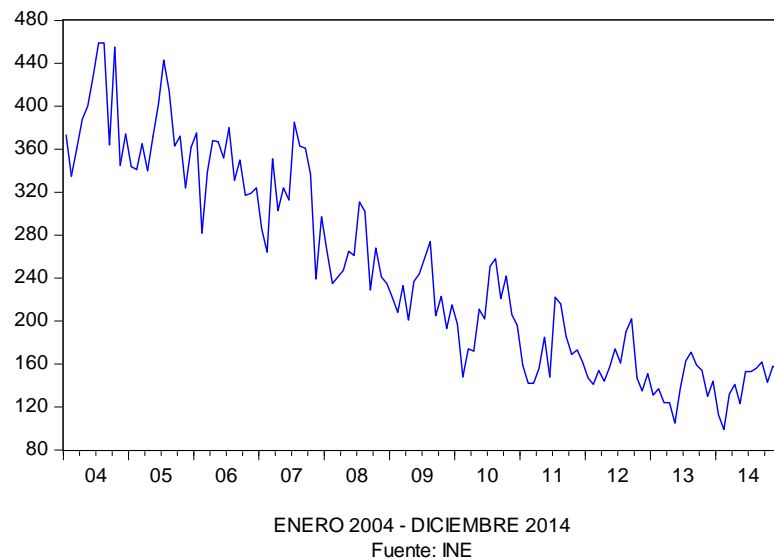
- Ejemplos: estacionalidad muy intensa



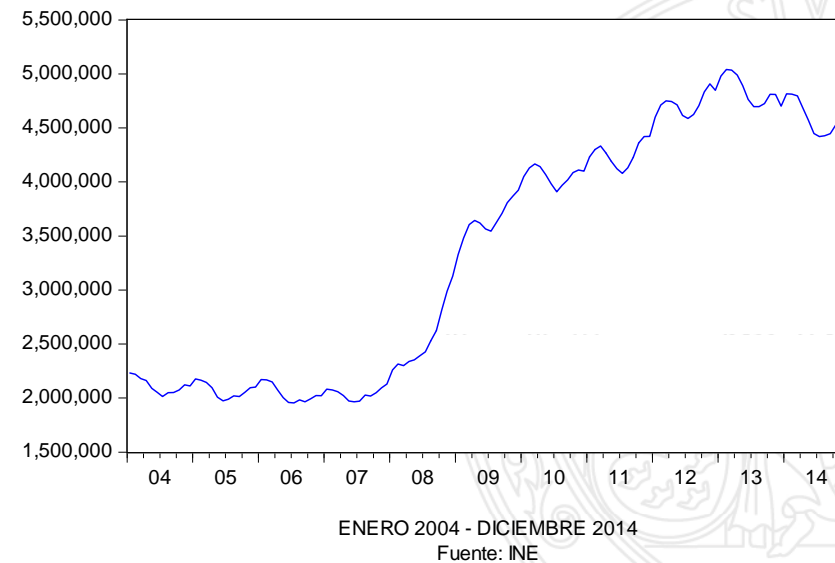
7.4. Estacionalidad

- Ejemplos: estacionalidad menos evidente

NÚMERO DE VÍCTIMAS MORTALES
EN ACCIDENTE DE TRÁFICO - ESPAÑA



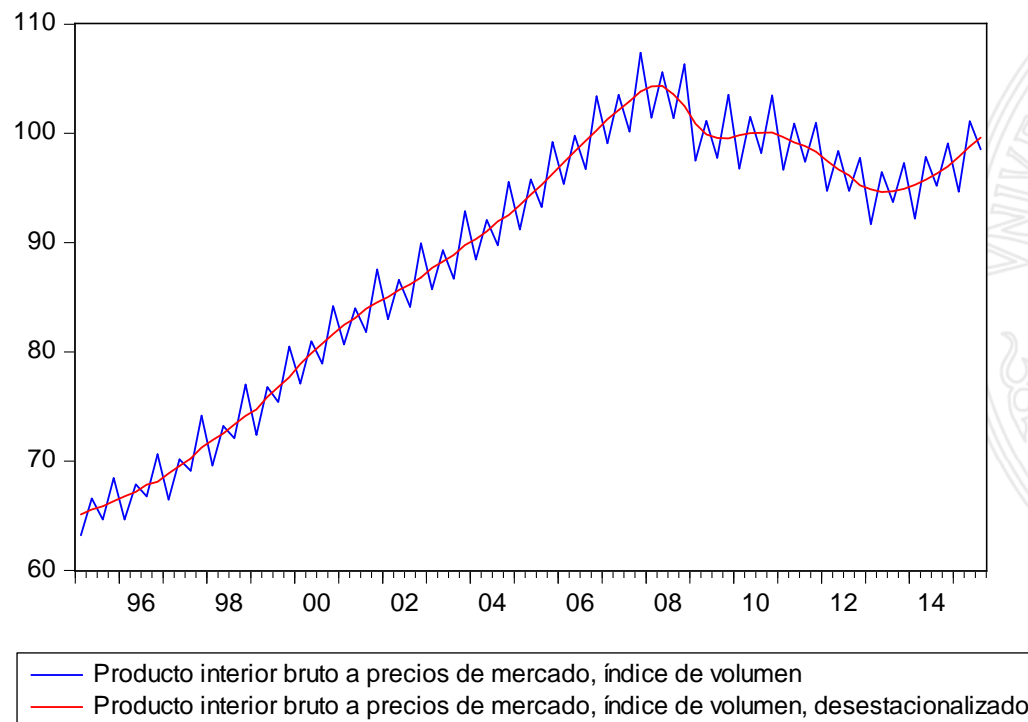
PARO REGISTRADO EN EL INEM - ESPAÑA



7.4. Estacionalidad

- Algunas series también se publican desestacionalizadas
- Por ejemplo, la serie trimestral del PIB (INE):

PIB real a precios de mercado (índice de volumen)
España, 1995 T1 - 2015 T3
Fuente: INE



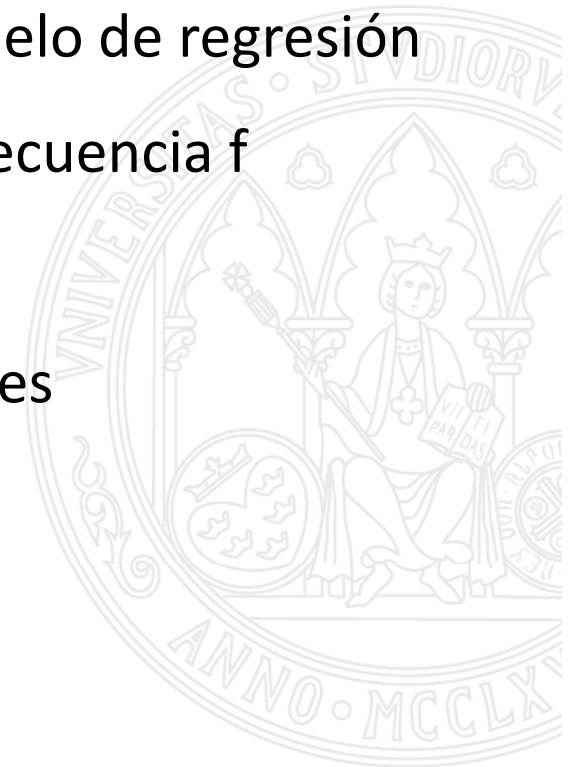
¿Qué hacer si los datos presentan comportamiento estacional?

- ❑ Introducir **ficticias estacionales** en el modelo de regresión

Se introducen $(f-1)$ ficticias en datos de frecuencia f

- ❑ **Desestacionalizar** previamente las variables

Existen varios métodos.



7.4. Estacionalidad

- **Ejemplo:** Sea el modelo de regresión con **datos trimestrales**

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \varepsilon_t$$

Si hay estacionalidad \longrightarrow incluir **ficticias estacionales**

$$y_t = \beta_0 + \delta_1 T_{1t} + \delta_2 T_{2t} + \delta_3 T_{3t} + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \varepsilon_t$$

$$T_{1t} = \begin{cases} 1 & t \in \text{trimestre 1} \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \quad T_{2t} = \begin{cases} 1 & t \in \text{trimestre 2} \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \quad T_{3t} = \begin{cases} 1 & t \in \text{trimestre 3} \\ 0 & \text{resto} \end{cases}$$

4 trimestres por año \longrightarrow introducir 3 ficticias

El cuarto trimestre es el período de referencia.

- ¿Qué hacer si no tenemos claro si hay comportamiento estacional?

□ Contrastar estacionalidad

Podemos contrastar estacionalidad en el modelo de regresión con ficticias estacionales.

En el ejemplo anterior (datos trimestrales), el contraste de estacionalidad es:

$$y_t = \beta_0 + \delta_1 T_{1t} + \delta_2 T_{2t} + \delta_3 T_{3t} + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \varepsilon_t$$

$$H_0 : \delta_1 = \delta_2 = \delta_3 = 0$$

$$H_1 : \text{no } H_0$$

Si se RH_0  comportamiento estacional

7.4. Estacionalidad

Ejemplo: Disponemos de observaciones mensuales (enero 2004-diciembre 2014) sobre accidentes de tráfico con víctimas mortales y desempleo en España. Fuente: INE

Objetivo:

Averiguar si hay relación entre los accidentes de tráfico y el desempleo, teniendo en cuenta la posible estacionalidad (datos mensuales) así como la implantación del carné por puntos el 1/7/2006.

Las series son:

MUERTETRAFICO: nº de víctimas mortales en accidentes de tráfico.

DESEMPLEO: paro registrado en el INEM.

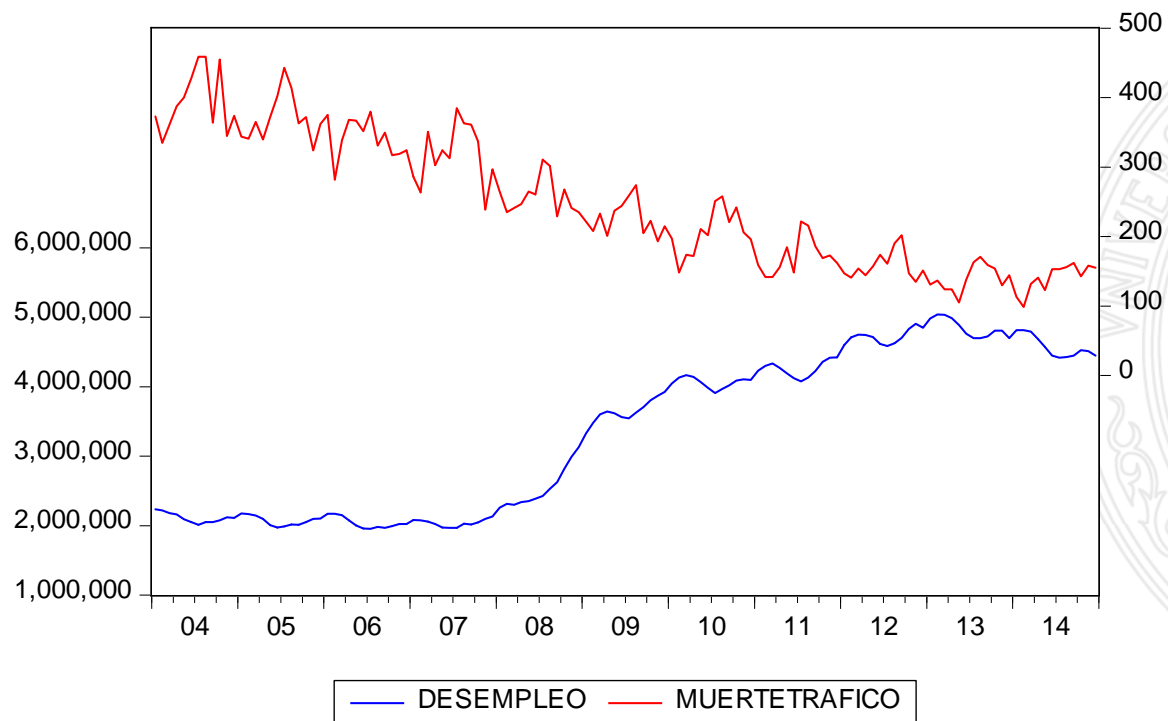
CARNEPUNTOS: ficticia con valor 1 a partir de julio 2006.

(no hay raíz unitaria. ATENCION: el contraste DF no funciona correctamente bajo estacionalidad)

7.4. Estacionalidad

- Un gráfico de las series:

NÚMERO DE VÍCTIMAS MORTALES EN ACCIDENTES DE TRÁFICO Y PARO REGISTRADO EN ESPAÑA - Enero 2004 - Diciembre 2014
Fuente: INE



7.4. Estacionalidad

- Ambas variables presentan:
 - tendencia en media
 - estacionalidad
- El modelo de regresión ha de tomar en cuenta la tendencia y estacionalidad de los datos

$$\text{MUERTETRAFICO}_t = \beta_0 + \beta_1 t + \delta_1 M_{1t} + \delta_2 M_{2t} + \delta_3 M_{3t} + \delta_4 M_{4t} + \delta_5 M_{5t} + \delta_6 M_{6t} + \delta_7 M_{7t} + \delta_8 M_{8t} + \delta_9 M_{9t} + \delta_{10} M_{10t} + \delta_{11} M_{11t} + \beta_2 \text{DESEMPLEO}_t + \beta_3 \text{CARNEPUNTOS}_t + \varepsilon_t$$

$$M_{1t} = \begin{cases} 1 & \text{si } t \in \text{mes 1} \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \quad M_{2t} = \begin{cases} 1 & \text{si } t \in \text{mes 2} \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \quad \dots$$

- Diciembre es el mes de referencia para las ficticias estacionales

7.4. Estacionalidad

- ¿Cómo estimar con ficticias estacionales en Eviews?

Con la función “**@seas(i)**”, donde i es el período del año para el cual queremos que la ficticia valga 1

Ejemplo 1 (para datos trimestrales):

“ls Y c X @seas(1) @seas(2) @seas(3)”

Ejemplo 2 (para datos mensuales):

“ls Y c X @seas(1) @seas(2) @seas(3) @seas(4) @seas(5) @seas(6)
@seas(7) @seas(8) @seas(9) @seas(10) @seas(11)”

7.4. Estacionalidad

- Modelo estimado:

La tasa de desempleo es significativa y con signo negativo.

La tendencia lineal es significativa y con signo negativo. La ficticia del carné por puntos también.

¿Hay estacionalidad?

Sí, porque algunas ficticias son significativas.

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: MUERTETRAFICO									
Method: Least Squares									
Date: 04/27/16 Time: 19:58									
Sample: 2004M01 2014M12									
Included observations: 132									
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.					
C	575.3709	15.14215	37.99796	0.0000					
@SEAS(01)	-19.02679	9.289354	-2.048236	0.0428					
@SEAS(02)	-41.97594	9.294872	-4.516033	0.0000					
@SEAS(03)	-14.81117	9.279147	-1.596179	0.1131					
@SEAS(04)	-17.71846	9.246468	-1.916241	0.0578					
@SEAS(05)	-3.977794	9.220149	-0.431424	0.6670					
@SEAS(06)	1.447485	9.218668	0.157017	0.8755					
@SEAS(07)	39.83437	9.218277	4.321239	0.0000					
@SEAS(08)	37.53518	9.214014	4.073705	0.0001					
@SEAS(09)	9.614717	9.211485	1.043775	0.2987					
@SEAS(10)	15.62714	9.208762	1.696986	0.0924					
@SEAS(11)	-14.83028	9.209074	-1.610399	0.1100					
@TREND	-1.045443	0.177122	-5.902390	0.0000					
DESEMPLEO	-3.25E-05	5.07E-06	-6.420558	0.0000					
CARNEPUNTOS	-46.83274	6.938295	-6.749892	0.0000					
R-squared	0.954079	Mean dependent var	247.9773						
Adjusted R-squared	0.948585	S.D. dependent var	95.22833						
S.E. of regression	21.59298	Akaike info criterion	9.089258						
Sum squared resid	54552.05	Schwarz criterion	9.416850						
Log likelihood	-584.8911	Hannan-Quinn criter.	9.222376						
F-statistic	173.6340	Durbin-Watson stat	1.781358						
Prob(F-statistic)	0.000000								

7.4. Estacionalidad

- ¿Hay comportamiento estacional?
- Recordar: el **contraste de estacionalidad** es un contraste de significatividad conjunta de todas las ficticias estacionales

$$\text{MUERTETRAFICO}_t = \beta_0 + \beta_1 t + \delta_1 M_{1t} + \delta_2 M_{2t} + \delta_3 M_{3t} + \delta_4 M_{4t} + \delta_5 M_{5t} + \delta_6 M_{6t} \\ + \delta_7 M_{7t} + \delta_8 M_{8t} + \delta_9 M_{9t} + \delta_{10} M_{10t} + \delta_{11} M_{11t} + \beta_2 \text{DESEMPLEO}_t + \beta_3 \text{CARNEPUNTOS}_t + \varepsilon_t$$

$$H_0 : \delta_1 = \delta_2 = \delta_3 = \delta_4 = \delta_5 = \delta_6 = \delta_7 = \delta_8 = \delta_9 = \delta_{10} = \delta_{11} = 0$$

$$H_1 : \text{no } H_0$$

- Estadístico de contraste: F

7.4. Estacionalidad

- Con Eviews el contraste de estacionalidad se puede hacer automáticamente.

En la ventana de ecuación:

“View/ Coefficient Tests/ Wald - Coefficient Restrictions...”

The screenshot displays the EViews software interface. The main window shows the equation 'EQ01' with the dependent variable 'MUERTETRAFICO'. The regression method is 'Least Squares', and the sample is '2004M01 2014M12'. A table of coefficients is shown below, including seasonal dummies from @SEAS(01) to @SEAS(11) and a trend variable @TREND. A 'Wald Test' dialog box is open, allowing for coefficient restrictions to be entered. The restrictions entered are $c(2)=c(3)=c(4)=c(5)=c(6)=c(7)=c(8)=c(9)=c(10)=c(11)=c(12)=0$. The dialog also includes an 'Examples' section with the text 'C(1)=0, C(3)=2*C(4)' and 'OK' and 'Cancel' buttons.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	575.3709	15.14215	37.99796	0.0000
@SEAS(01)	-19.02679	9.289354	-2.048236	0.0428
@SEAS(02)	-41.97594	9.294872	-4.516033	0.0000
@SEAS(03)				
@SEAS(04)				
@SEAS(05)				
@SEAS(06)				
@SEAS(07)				
@SEAS(08)				
@SEAS(09)				
@SEAS(10)				
@SEAS(11)				
@TREND				
DESEMPLEO				
CARNEPUNTOS				

Wald Test

Coefficient restrictions separated by commas

$c(2)=c(3)=c(4)=c(5)=c(6)=c(7)=c(8)=c(9)=c(10)=c(11)=c(12)=0$

Examples

C(1)=0, C(3)=2*C(4)

OK Cancel

7.4. Estacionalidad

- Contraste de estacionalidad. Resultado:

Wald Test:
Equation: EQ01

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	12.61861	(11, 117)	0.0000
Chi-square	138.8047	11	0.0000

Null Hypothesis: C(2)=C(3)=C(4)=C(5)=C(6)=C(7)=C(8)=
C(9)=C(10)=C(11)=C(12)=0
Null Hypothesis Summary:

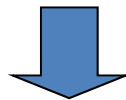
Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(2)	-19.02679	9.289354
C(3)	-41.97594	9.294872
C(4)	11.01117	0.270117

Se RH_0  hay comportamiento estacional

7.4. Estacionalidad

- Modelo definitivo: después de eliminar (una a una) las variables no significativas:

Las ficticias de los meses de mayo, junio y septiembre no son significativas.



Durante esos meses la evolución de MUERTRAFICO es similar a la del mes de referencia (diciembre).

Dependent Variable: MUERTETRAFICO
Method: Least Squares
Date: 04/27/16 Time: 20:03
Sample: 2004M01 2014M12
Included observations: 132

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	576.5786	13.92229	41.41407	0.0000
@SEAS(01)	-20.72064	7.353808	-2.817674	0.0057
@SEAS(02)	-43.66338	7.361680	-5.931170	0.0000
@SEAS(03)	-16.50392	7.342189	-2.247820	0.0264
@SEAS(04)	-19.43014	7.300515	-2.661475	0.0088
@SEAS(07)	38.02709	7.270110	5.230607	0.0000
@SEAS(08)	35.73445	7.265749	4.918205	0.0000
@SEAS(10)	13.84927	7.261805	1.907139	0.0589
@SEAS(11)	-16.60043	7.263278	-2.285528	0.0240
@TREND	-1.037079	0.176380	-5.879801	0.0000
DESEMPLEO	-3.29E-05	5.04E-06	-6.514747	0.0000
CARNEPUNTOS	-46.57609	6.909727	-6.740656	0.0000

R-squared	0.953177	Mean dependent var	247.9773
Adjusted R-squared	0.948885	S.D. dependent var	95.22833
S.E. of regression	21.52982	Akaike info criterion	9.063263
Sum squared resid	55624.00	Schwarz criterion	9.325336
Log likelihood	-586.1754	Hannan-Quinn criter.	9.169758
F-statistic	222.0770	Durbin-Watson stat	1.785458
Prob(F-statistic)	0.000000		

7.4. Estacionalidad

Conclusiones:

- existe una relación inversa entre el paro y los accidentes mortales (en promedio, si hay 100.000 parados adicionales, hay 3,29 víctimas mortales menos)
- hay una ligera tendencia decreciente (en promedio, 1,04 víctima mortal menos por mes)
- en promedio, hay más accidentes mortales en los meses de verano que en diciembre; en cambio, hay menos accidentes mortales que en diciembre en los meses de otoño e invierno que lo rodean.