UNIVERSIDAD NACIONAL DEL CHIMBORAZO

MODELOS DE PREDICCIÓN: SERIES DE TIEMPO

Patricia Hernández, PhD

MODELIZACIÓN ECONÓMICA

SERIES DE TIEMPO Y MÍNIMOS CUADRADOS ORDINARIOS

MODELOS DE SERIES DE TIEMPO

Modelos estáticos

- No considera el pasado
- Presenta autocorrelación pues el pasado se recoge en el error
- Debe emplearse estimación distinta a MCO

Modelos dinámicos

- Considera el pasado de la variable y/o del componente aleatorio
- La autocorrelación del error se recoge en el pasado
- Se estiman otros modelos (ARIMA, VAR, Cointegración)

MODELOS ESTÁTICOS - PASOS

Declarar que es serie de tiempo (tsset)

Establecer relaciones gráficas de dispersión o de evolución

twoway(scatter var1 var2) ó tsline var1

Estimación del modelo MCO

reg var1 var2 …..

MODELOS ESTÁTICOS - PASOS

Validación de supuestos (Predict res, res):

Correcta especificación (Ramsey) estat ovtest

Normalidad lmngr var1 var2 var3…

Homocedasticidad (Breusch – Pagan) estat hettest

Multicolinealidad vif

Farrar- Glauber fgtest var2 var2 var3

MODELOS ESTÁTICOS - PASOS

Autocorrelación

estat dwatson / estat durbinalt / twoway (scatter res l.res) / ac res

Corrección de autocorrelación: opción a) Prais – Winsten (Mín cuadrados generalizados, dos etapas, estima et =f (et-1) y luego lo incorpora en la reg) Prais var1 var2…, corc

Corrección de autocorrelación: opción b) Newey – West (MCO robusto, mayor peso al presente, menor peso al pasado)

Newey var1 var2…., lag(1)

MODELOS ESTÁTICOS - PASOS

Escoger el mejor modelo con criterios de información

Estat ic

Predecir a la variable dependiente

Predict yhat

Twoway (tsline yhat) (tsline var1)

APLICACIONES EN STATA (EJERCICIO HOMICIDIOS)

ANÁLISIS DETERMINÍSTICO SERIES DE TIEMPO

ANÁLISIS DE SERIES DE TIEMPO

Análisis determinístico

- Tendencia
- Ciclo
- Estacionalidad

Análisis estocástico

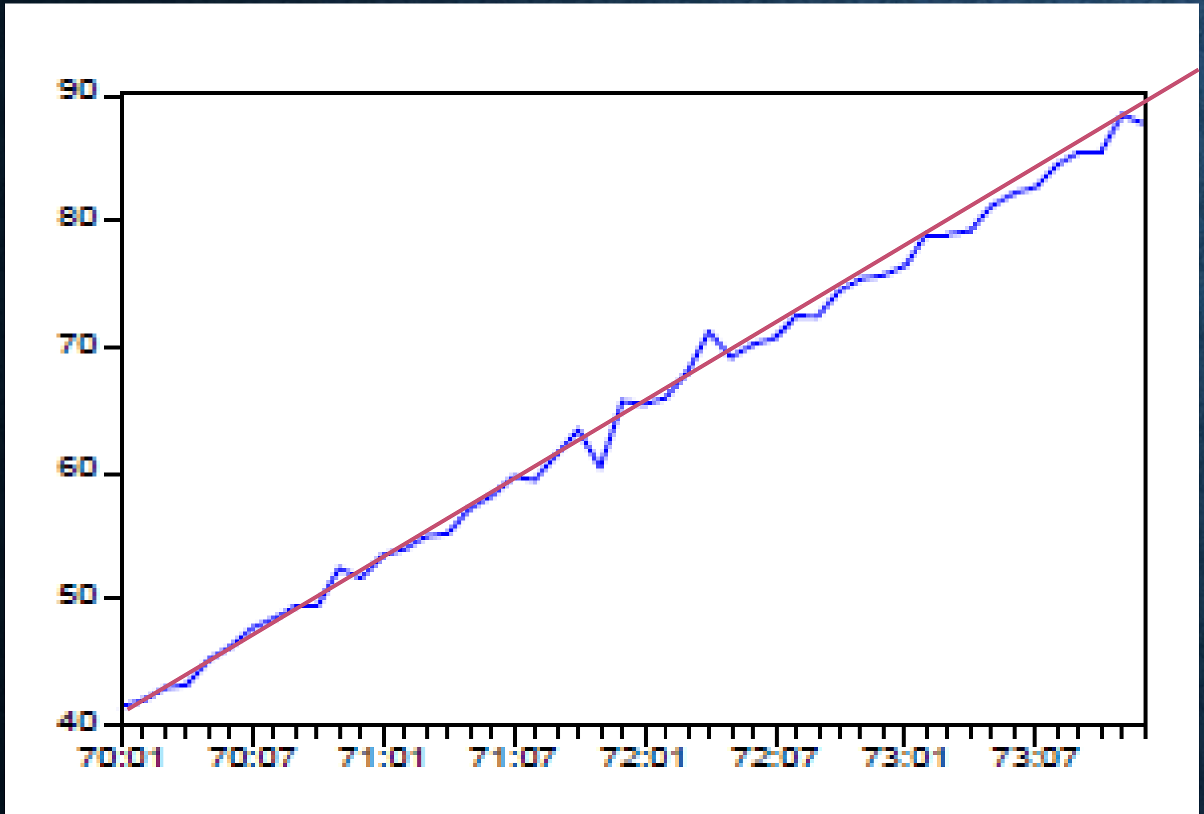
- Proceso estocástico
- Proceso estocástico estacionario
- Proceso estocástica no estacionario

NOTA: Número de datos requeridos

Ciclo más de 10 años; modelos univariantes más de 5 años; estimaciones estacionarias más de 15 datos; estimaciones dinámicas más de 30 datos

ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

TENDENCIA



Comportamiento de aumento o disminución de la variable

Puede ser lineal o no

La presencia de tendencia indica que la serie es no estacionaria (el valor esperado de la variable es constante y depende del tiempo)

ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

TENDENCIA – ¿CÓMO SE ESTIMA?

TENDENCIA LINEAL

$$y_t = \alpha_o + \alpha_1 t + e_t$$

Si α_1 es estadísticamente significativo hay tendencia
Si $\alpha_1 > 0$ la tendencia es positiva
Si $\alpha_1 < 0$ la tendencia es negativa

TENDENCIA NO LINEAL

$$y_t = \alpha_o + \alpha_1 t + \alpha_2 t^2 t + e_t$$

$$\log y_t = \alpha_o + \alpha_1 t + \alpha_2 t^2 t + e_t$$

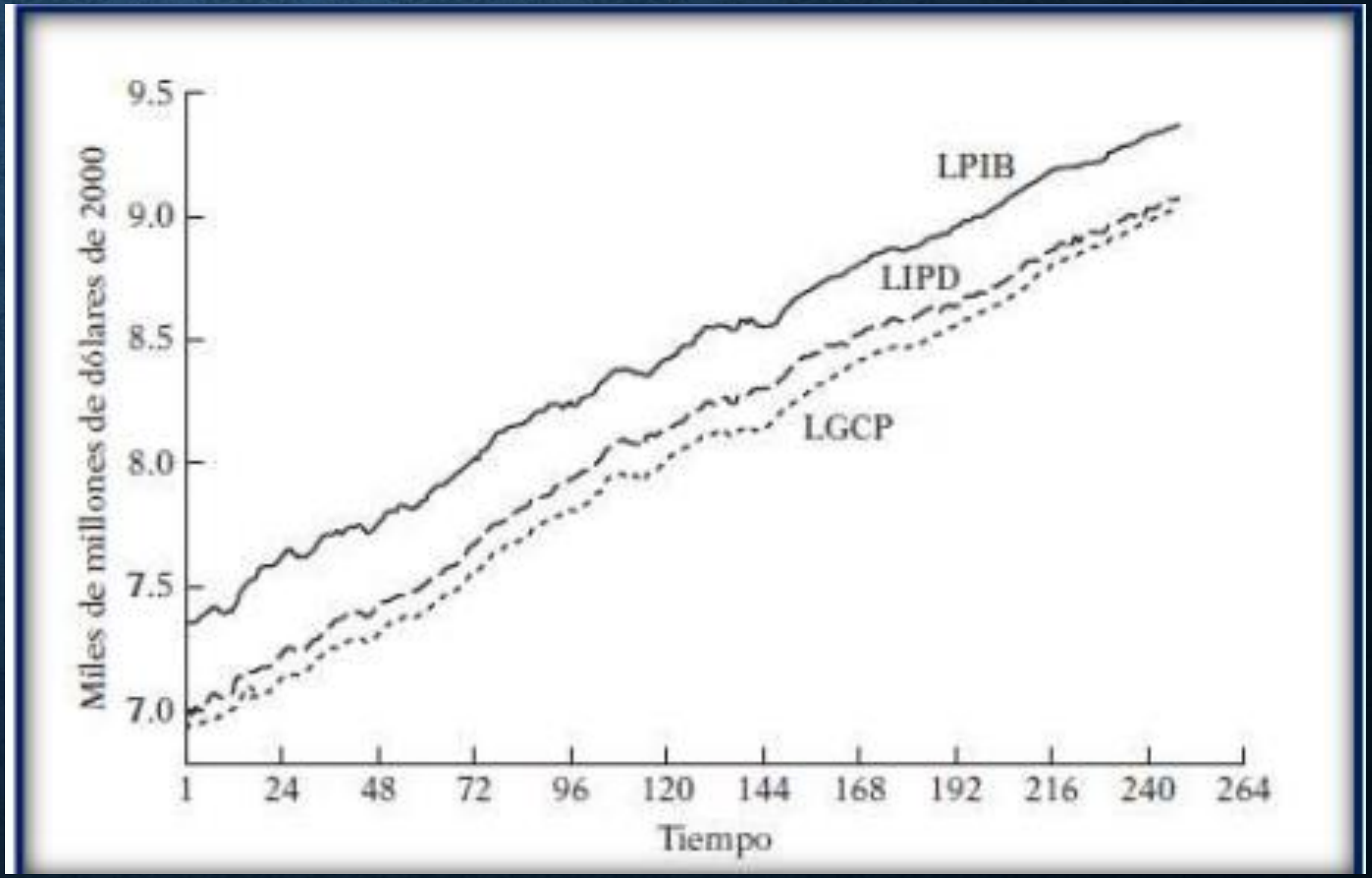
ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

TENDENCIA – RIESGO DE REGRESIÓN ESPURIA

DOS VARIABLES PUEDEN ESTAR CORRELACIONADAS POR SU TENDENCIA PERO NO HAY CAUSALIDAD – REGRESIÓN ESPURIA

Se incorpora la variable t en el análisis de regresión:

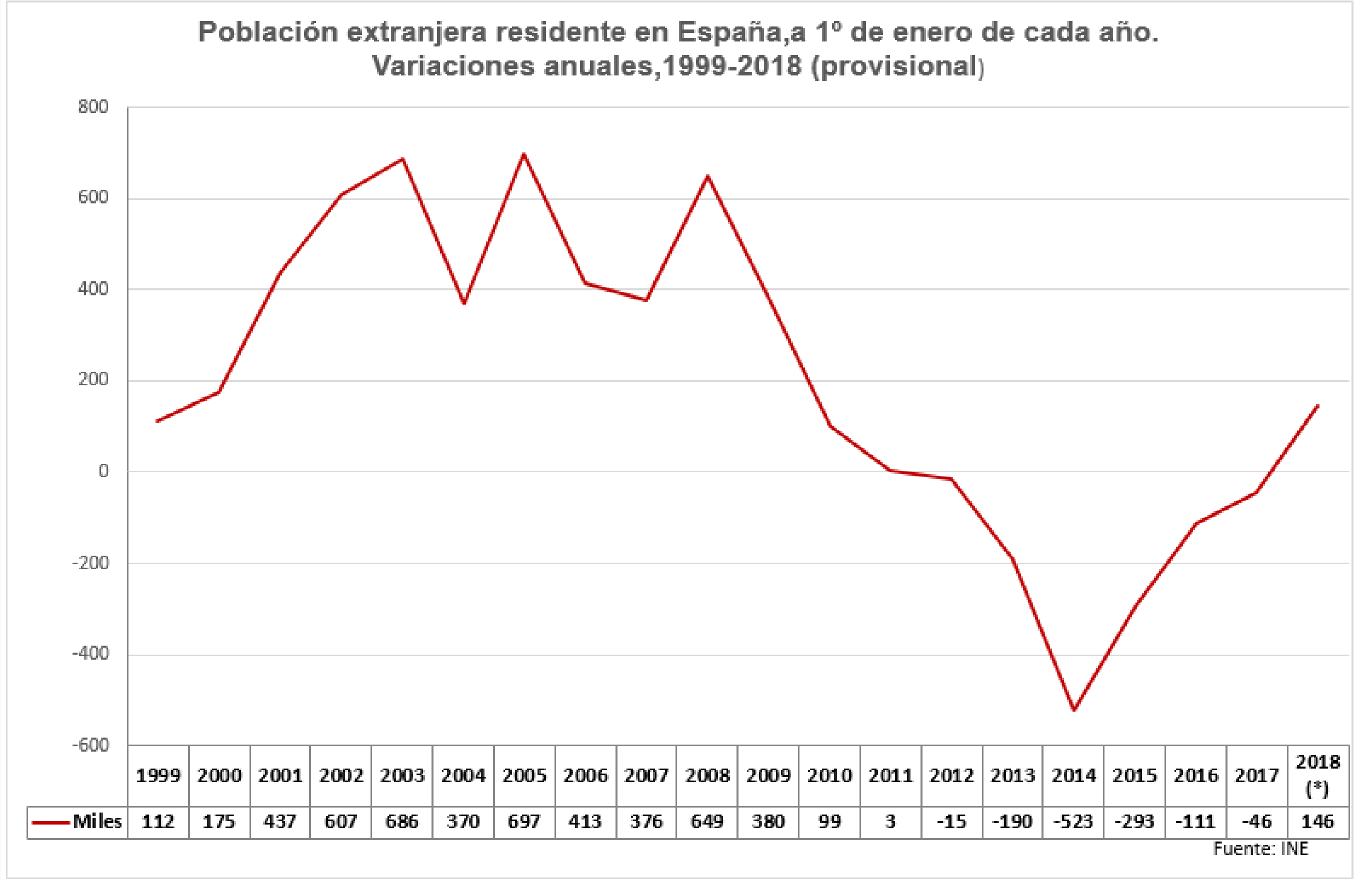
- Ya no son significativas las "x"
- Las "x" se vuelven significativas



ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

CICLO – LARGO PLAZO

Se requiere un número significativo de observaciones porque un ciclo puede durar varios períodos
(Al menos 10 datos – años)



SEPARAR CICLOS Y TENDENCIA

OPCIONES: Filtro de Hodrick Prescott instalado

Suavizar serie con log

Instalar hprescott

Estimar filtro

Hprescott var, stub (newvar) smooth (λ)

Se generan dos variables una el ciclo y otra la tendencia

Graficar tsline tendencia tsline ciclo

Valores del suavizado (λ): 1600series trimestrales, 129600 mensual, 6,25 anual

SEPARAR CICLOS Y TENDENCIA

OPCIONES: Filtro de Hodrick Prescott STATA

Suavizar serie con log

Estimar filtro

tsfilter hp newvar=varname, smooth (λ) tren (varname)

Se generan dos variables una el ciclo y otra la tendencia

Graficar tsline tendencia tsline ciclo

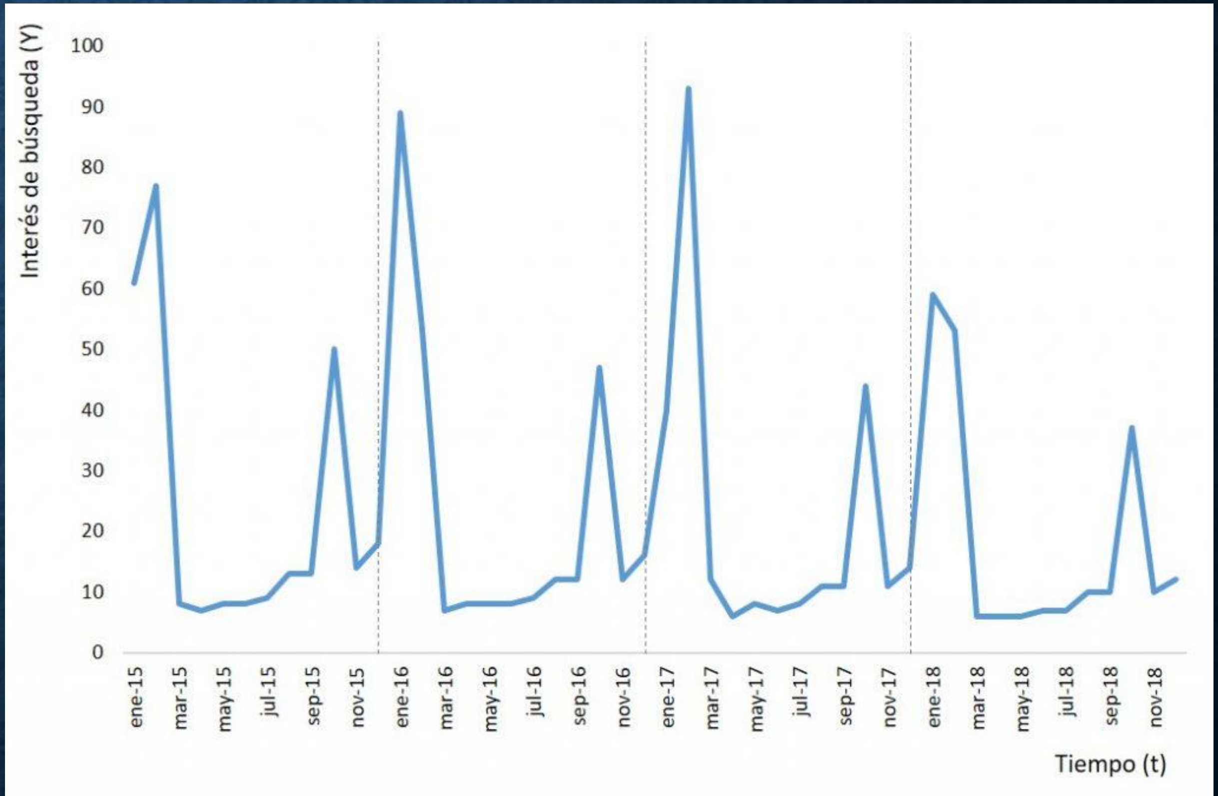
Valores del suavizado (λ): 1600series trimestrales, 129600 mensual, 6,25 anual

APLICACIONES EN STATA (EJERCICIO HOMICIDIOS)

ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

ESTACIONALIDAD – CORTO PLAZO

PATRONES REGULARES EN PERÍODOS CORTO, EN UN AÑO



ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

ESTACIONALIDAD – ¿CÓMO SE VERIFICA?

$$y_t = \alpha_o + \alpha_1 feb + \alpha_2 mar + \cdots + \alpha_{11} dic + e_t$$

- Cada mes es una variable binaria y α_o recoge el efecto del mes de enero
- Si algún coeficiente es significativo hay estacionalidad y debe desestacionalizarse la serie

ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

DESESTACIONALIZAR SERIES – PROMEDIO MÓVIL - ÍNDICE

Se emplea un índice estacional que proviene del promedio móvil

Sumar todos los valores del primer año y se colocan en el punto medio de los datos o en el siguiente, si es decimal

Dividir estas sumas entre el número de datos del período

Promedio móvil centrado es el promedio del valor antes y después del período

Calcular el índice (valor real/valor central)*100

Graficar el promedio móvil centrado y la serie real

Ajustar el índice y usarlo para desestacionalizar la serie

ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

DESESTACIONALIZAR SERIES

Año (1)	Trimestre (2)	Ocupación (3)	Paso 1: Total móvil de 4 trimestres (4)	Paso 2: Promedio móvil de los 4 trimestres (5) = (4) ÷ 4	Paso 3: Promedio móvil centrado de 4 trimestres (6)	Paso 4: Porcentaje del valor real respecto al promedio móvil (7) = $\frac{(3)}{(6)} \times 100$
1991	I	1,861				
	II	2,203				
			8,387	2,096.75		
	III	2,415			2,104.250	114.8
			8,447	2,111.75		
	IV	1,908			2,129.250	89.6
			8,587	2,146.75		
1992	I	1,921			2,159.125	89.0
			8,686	2,171.50		
	II	2,343			2,181.250	107.4
			8,764	2,191.00		
	III	2,514			2,180.125	115.3
			8,677	2,169.25		
	IV	1,986			2,145.625	92.6
			8,488	2,122.00		
1993	I	1,834			2,070.000	88.6
			8,072	2,018.00		
	II	2,154			1,994.625	108.0
			7,885	1,971.25		
	III	2,098			1,971.625	106.4
			7,888	1,972.00		
	IV	1,799			1,955.875	92.0
			7,759	1,939.75		
1994	I	1,837			1,965.500	93.5
			7,965	1,991.25		
	II	2,025			2,012.000	100.6
			8,131	2,032.75		
	III	2,304			2,062.250	111.7
			8,367	2,091.75		
	IV	1,965			2,140.375	91.8
			8,756	2,189.00		
1995	I	2,073			2,193.375	94.5
			8,791	2,197.75		
	II	2,414			2,198.000	109.8
			8,793	2,198.25		
	III	2,339				
	IV	1,967				

ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

DESESTACIONALIZAR SERIES

Año	Trimestre I	Trimestre II	Trimestre III	Trimestre IV
1991	—	—	114.8	~~89.6~~
1992	89.0	107.4	~~115.3~~	~~92.6~~
1993	~~88.6~~	108.0	~~106.4~~	92.0
1994	93.5	~~100.6~~	111.7	91.8
1995	~~94.5~~	~~109.8~~	—	—
	182.5	**215.4**	**226.5**	**183.8**

Media modificada:

Trimestre I: $\frac{182.5}{2} = 91.25$

Trimestre II: $\frac{215.4}{2} = 107.70$

Trimestre III: $\frac{226.5}{2} = 113.25$

Trimestre IV: $\frac{183.8}{2} = 91.90$

Total de índices $=$ **404.1**

Trimestre	Índices desajustados	×	Constante de ajuste	=	Índice estacional
I	91.25	×	0.9899	=	90.3
II	107.70	×	0.9899	=	106.6
III	113.25	×	0.9899	=	112.1
IV	91.90	×	0.9899	=	91.0
			Total de los índices estacionales	=	**400.0**

Media de los índices $= \frac{400}{4}$

$= 100.0$

ANÁLISIS DETERMINÍSTICO

DESESTACIONALIZAR SERIES

Año (1)	Trimestre (2)	Ocupación real (3)		$\left(\frac{\text{Índice estacional}}{100}\right)$ (4)		Ocupación desestacionalizada (5) = (3) ÷ (4)
1991	I	1,861	÷	$\left(\frac{90.3}{100}\right)$	=	2,061
1991	II	2,203	÷	$\left(\frac{106.6}{100}\right)$	=	2,067
1991	III	2,415	÷	$\left(\frac{112.1}{100}\right)$	=	2,154
1991	IV	1,908	÷	$\left(\frac{91.0}{100}\right)$	=	2,097

APLICACIONES EN STATA (NÚMERO DE HUÉPEDES)

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO SERIES DE TIEMPO

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

Corte transversal

- Aleatoriedad

  Los datos provienen de una muestra
- La muestra parte de una población
- La muestra es de tamaño N

Series de tiempo (estocástico – dinámico)

- Aleatoriedad

  Los datos provienen de un proceso estocástico (variables aleatorias). Su realización es la serie de tiempo
- La población son todas las posibles realizaciones del proceso estocástico
- La muestra es el número de período t

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

- **SERIE DE TIEMPO. Secuencia de observaciones de una variable aleatoria a lo largo del tiempo**

- **PROCESO ESTOCÁSTICO. Es un conjunto de variables aleatorias ordenadas y equidistantes temporalmente (componente de incertidumbre)**

- Proceso estocástico: $y_{-1},, y_0, y_1, y_2, y_3 \ldots\ y_n,$

- Donde la serie temporal es $y_1, y_2, y_3,$ es una muestra del proceso estocástico

- Se considera proceso estocástico en el tiempo, porque cada valor de y (variable aleatoria) tiene una distribución que puede diferir. Cada y es una variable aleatoria que tiene un componente determinístico (predecible) y uno estocástico (no predecible): solo observamos un dato en cada momento

- Tiene dos componentes uno que depende del pasado y otro que depende del error (aleatorio)

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

SERIE DE TIEMPO

Es la realización concreta de un proceso estocástico

Lo que se observa de acuerdo con las condiciones del entorno

MODELO DE SERIE DE TIEMPO

Modelo estadístico para el proceso estocástico

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

Tipos de procesos estocásticos

- Estacionarios
- No estacionarios

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO
PROCESO ESTACIONARIO

Proceso estocástico estacionario

- Si el comportamiento es **estable** en el tiempo
- Estable significa que las propiedades estadísticas **no cambian en el tiempo**

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO PROCESO ESTACIONARIO

Un proceso estocástico estacionario difícilmente siempre tiene las mismas propiedades estadísticas, entonces se habla de un **proceso débilmente estacionario**

$$\left.\begin{array}{l} E(x_t) = \mu \\ Var(x_t) = \sigma^2 \\ Cov(x_t, x_{t+k}) = \gamma_k \end{array}\right\} \text{SON CONSTANTES, NO DEPENDEN DEL TIEMPO}$$

EJEMPLO: RUIDO BLANCO., es un caso particular de estacionariedad en donde la correlación entre el presente y el pasado es cero porque la Media y covarianza cero, varianza constante

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO PROCESO ESTACIONARIO

Un proceso estocástico estacionario difícilmente siempre tiene las mismas propiedades estadísticas, entonces se habla de un **proceso débilmente estacionario**

$$\left.\begin{aligned} &E(x_t) = \mu \\ &Var(x_t) = \sigma^2 \\ &Cov(x_t, x_{t+k}) = \gamma_k \end{aligned}\right\}$$

SON CONSTANTES, NO DEPENDEN DEL TIEMPO

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO PROCESO ESTACIONARIO

CASO ESPECÍFICO: RUIDO BLANCO

Es un caso particular de estacionariedad en donde la correlación entre el presente y el pasado es cero porque la Media y covarianza cero, varianza constante

$$E(x_t) = 0$$

SE APLICA A LOS RESIDUOS

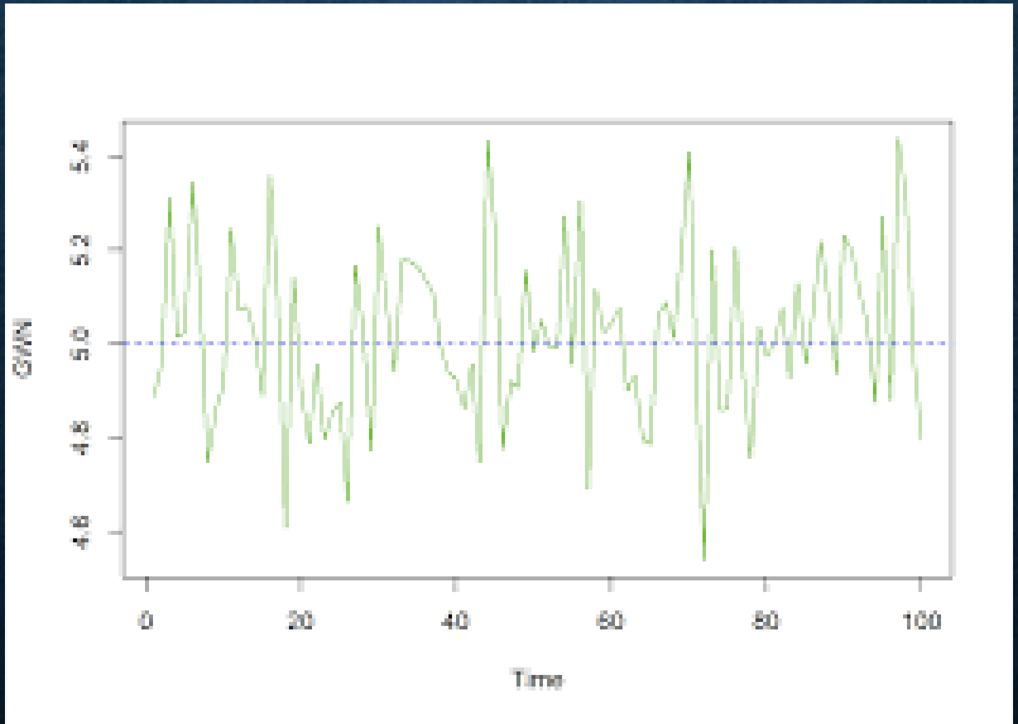
$$Var(x_t) = \sigma^2$$

$$Cov(x_t, x_{t+k}) = 0$$

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO PROCESO ESTACIONARIO

CASO ESPECÍFICO: RUIDO BLANCO

$\varepsilon_t \sim (0, \sigma^2)$ **SE APLICA A LOS RESIDUOS**



ANÁLISIS ESTOCÁSTICO PROCESO ESTACIONARIO

¿POR QUÉ SE QUIERE QUE LAS SERIES SEAN ESTACIONARIAS?

- Predicciones fáciles
- Media constante que se utiliza para predecir nuevos valores
- Se obtienen intervalos de confianza de predicción válidos

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO NO ESTACIONARIO

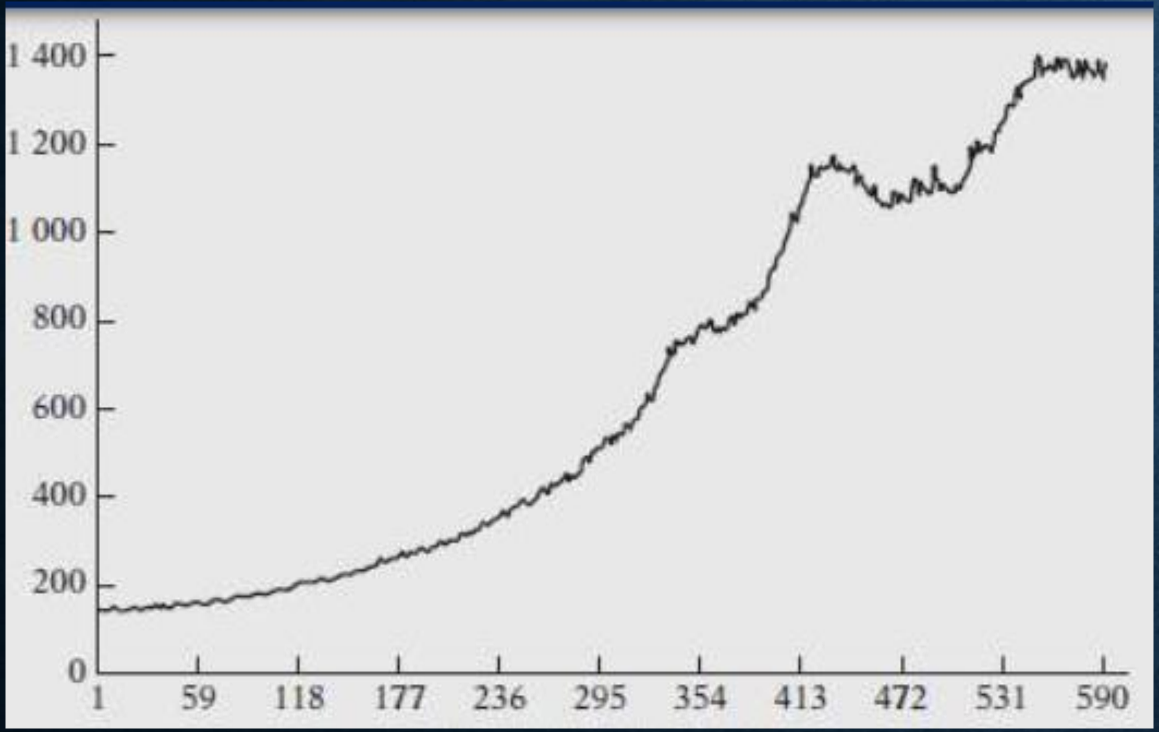
No puede emplearse para predecir

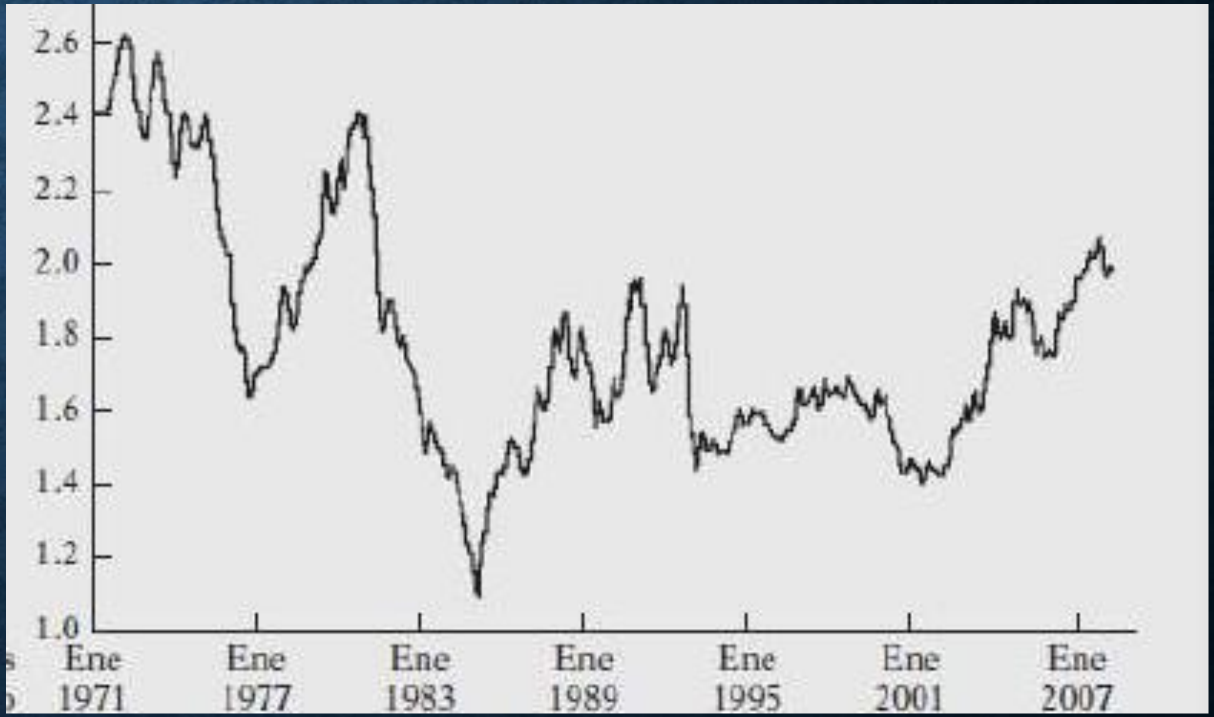
La media y la varianza cambian a lo largo del tiempo producto de:

- Tener tendencia
- Efectos estacionales
- Heterocedasticidad

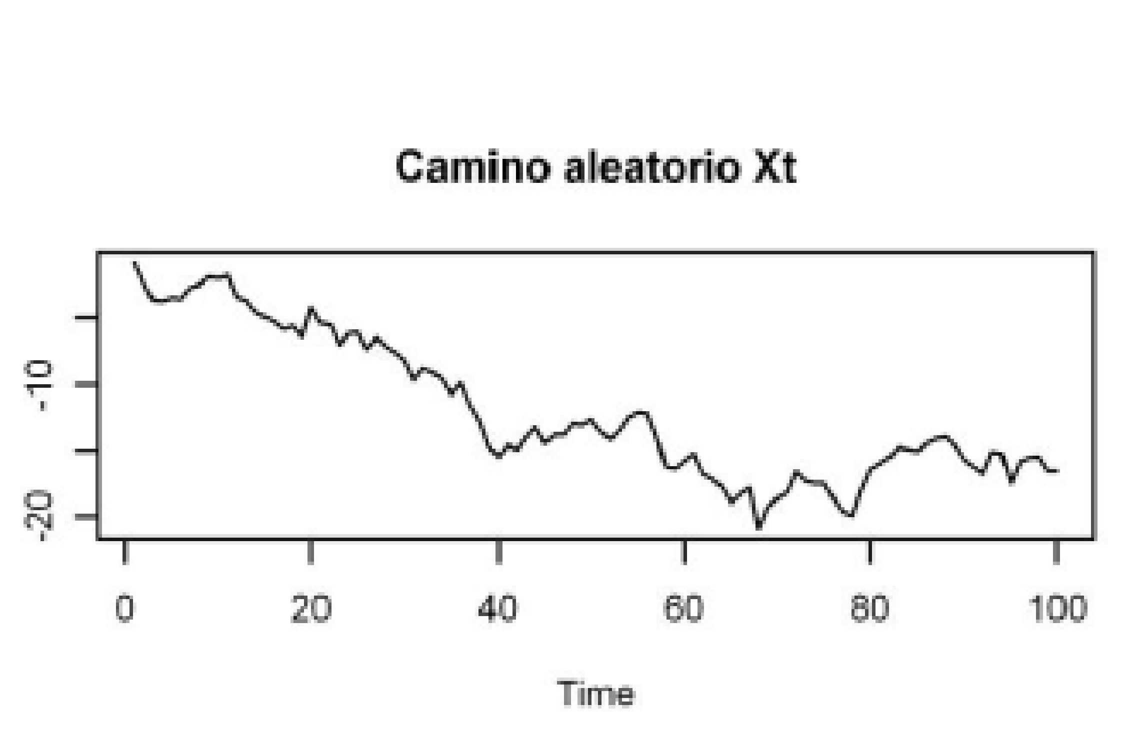
CASO ESPECÍFICO: CAMINO ALEATORIO (RANDOM WALK)
La primera diferencia es ruido blanco

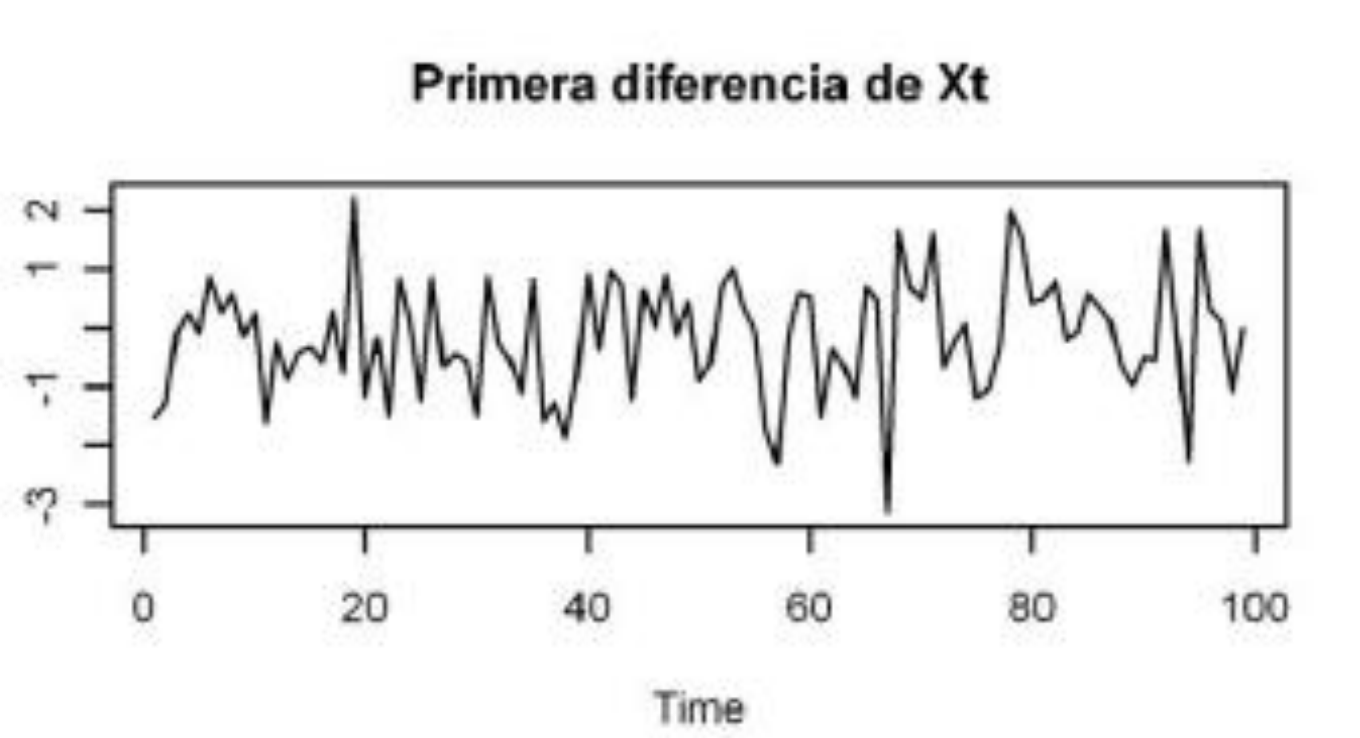
ANÁLISIS ESTOCÁSTICO
PROCESO <u>NO</u> ESTACIONARIO





ANÁLISIS ESTOCÁSTICO PROCESO NO ESTACIONARIO





ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

$$y_t = \rho y_{t-1} + u_t$$

Si $|\rho| < 1$

$$Proceso\ estacionario\ ruido\ blanco,$$
$$la\ serie\ es\ integrado\ de\ orden\ cero\ I(0)$$

Si $|\rho| = 1$

$$Proceso\ no\ estacionario\ camino\ aleatorio,$$
$$la\ serie\ es\ integrado\ de\ orden\ uno\ I(1)$$

Tiene raíz unitaria

Si $|\rho| > 1$ $Proceso\ no\ estacionario\ explosivo$

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

ORDEN DE INTEGRACIÓN DE LAS SERIES

Una variables es integrada de orden d "I(d)" si debe ser diferenciada d veces para volverse estacionaria:

I (0): estacionaria, (por ejemplo: ruido blanco)
I (1): se debe diferenciar 1 vez porque no es estacionaria

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

ORDEN DE INTEGRACIÓN DE LAS SERIES

$$y_t = \mu + \rho y_{t-1} + \beta t + u_t$$

Modelos	Parámetros	Descripción	Propiedades
1	$\mu \neq 0;\ \lvert\rho\rvert < 1;\ \beta \neq 0$	Estacionario Tendencia y constante	I(0)
2	$\mu \neq 0;\ \lvert\rho\rvert = 1;\ \beta \neq 0$	No estacionario (camino aleatorio) Tendencia y constante	I(1)
3	$\mu \neq 0;\ \lvert\rho\rvert = 1;\ \beta = 0$	No estacionario (camino aleatorio) Con constante	I(1)
4	$\mu \neq 0;\ \lvert\rho\rvert = 0;\ \beta \neq 0$	Tendencia determinística (ruido blanco)	I(0)
5	$\mu = 0;\ \lvert\rho\rvert = 1;\ \beta \neq 0$	No estacionario (camino aleatorio puro)	I (1)

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD

1) Análisis gráfico. Evolución de la variable a lo largo del tiempo

2) Autocorrelación. En series de tiempo se llama correlación serial

   $\rho_1(y_t, y_{t-1})$ Autocorrelación de primer orden

   $\rho_2(y_t, y_{t-2})$ Autocorrelación de segundo orden

El valor de rho que es el valor poblacional se estima a través del coeficiente de correlación (r = Cov/S)

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD

3) Función de autocorrelación

- Se calculan las correlaciones para los diferentes números de rezagos, todas estas correlaciones constituyen la función de autocorrelación

- La representación gráfica es el correlograma

- La correlación parcial es cuando solo se consideran dos variables, excluyendo la tercera, por ejemplo entre t y t-2, sin incluir t-1

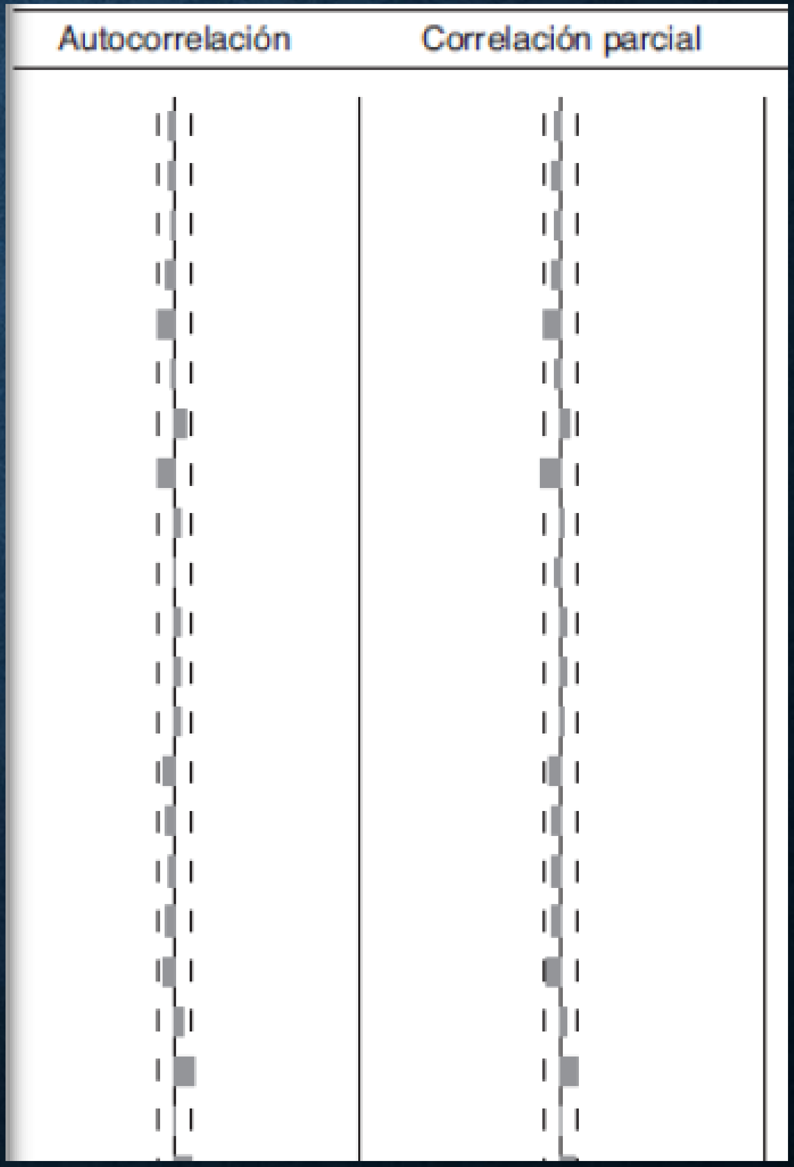
ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD

PROCESO ESTACIONARIO

La autocorrelación y la correlación parcial están dentro de los intervalos



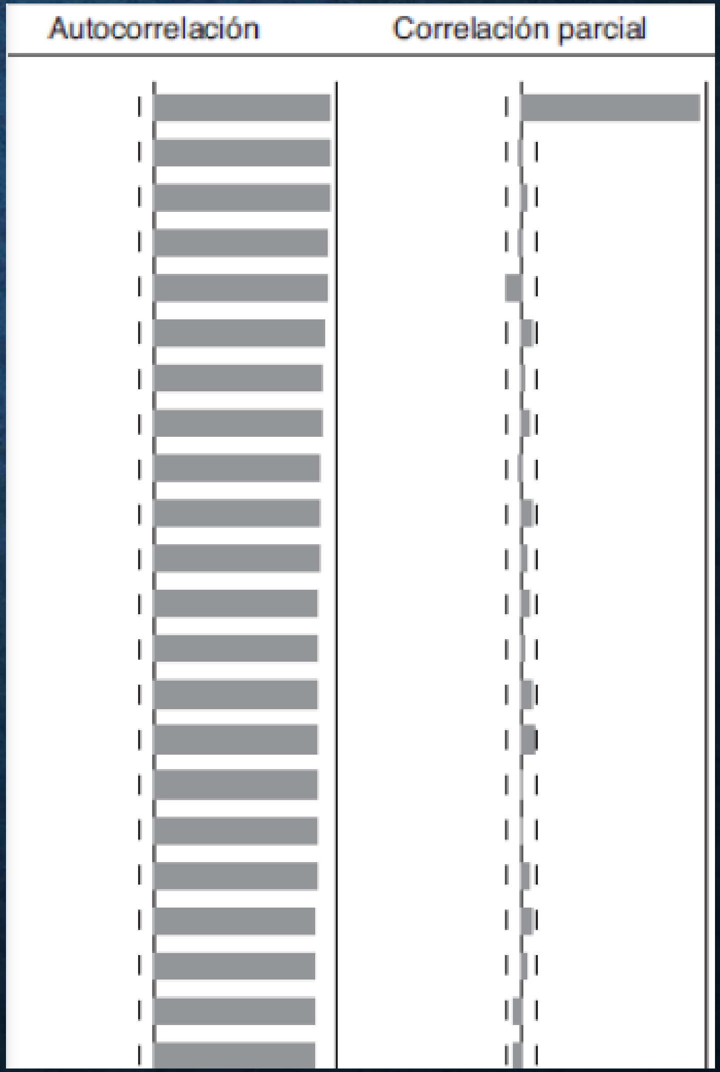
ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD

PROCESO NO ESTACIONARIO

La correlación parcial del primer rezago está por encima del intervalo, por lo tanto hay correlación entre Yt y Yt-1



ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD

4) Prueba de raíz unitaria de Dickey – Fuller (DF)
- La Ho es que hay raíz unitaria (no estacionario)
- Se emplea para analizar el primer rezago

5) Prueba de Dickey Fuller aumentado (DFA)
- La Ho No estacionaria
- Se emplea para analizar más de un rezago

6) Prueba de Phillips Perron (PP)
- Emplea métodos no paramétricos
- La Ho No estacionaria

** Para probar cambios estructurales se emplea el test de Chow (Ho no hay cambios estructurales)

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO

PROCESO ESTOCÁSTICO ESTACIONARIO VS. NO ESTACIONARIO

TRANSFORMACIÓN DE VARIABLES PARA LOGRAR LA ESTACIONARIEDAD

Depende de si los procesos son estocásticos en tendencia o diferencias

- Procesos estocásticos en diferencias.

Solución tomar las primeras diferencias para convertir la serie en estacionaria

- Procesos estocásticos en tendencia

No suele emplearse muy a menudo, se debe estimar la siguiente regresión y luego calcular la diferencia entre y y y estimado.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 t + u_t$$

MODELOS PROCESOS ESTOCÁSTICOS

APLICACIONES EN STATA (PIB)