Taller de Política Comercial, Cadenas de Valor e Indicadores Sociales

Daniel Cracau, Oficial de Asuntos Económicos

José Durán Lima, Oficial de Asuntos Económicos

Alfonso Finot, Consultor

Bogotá, 16 y 19 de Mayo de 2017

Naciones Unidas

CEPAL

DANE

TODOS POR UN NUEVO PAÍS

PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

Modulo 2
“Evidence-based policymaking: métodos cuantitativos para el análisis de los efectos de los PTA”

NACIONES UNIDAS
CEPAL

DANE

TODOS POR UN NUEVO PAÍS
PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

Modulo 2: “*Evidence-based policymaking: métodos cuantitativos para el análisis de los efectos de los PTA*”

1. Bases de datos necesarios para la aplicación de métodos cuantitativos.
2. Introducción sobre indicadores básicos de comercio y de política comercial.
3. Ejercicios aplicados para el caso de Colombia (trabajo en grupos).
4. Modelos de Gravedad el análisis del comercio internacional.
5. Modelos de Series temporales y Equilibrio parcial.
6. Modelo de Equilibrio General y Micro simulaciones .
7. Ejercicios aplicados para el caso de Colombia.
8. Métodos de evaluación ex post.

Modulo 2.5:

Modelos de Series temporales y Equilibrio parcial.

Series de tiempo

- Cuando trabajamos con series de tiempo, a diferencia de la modelación de corte transversal en que teníamos varias variables, aquí tendremos una serie y su historia a lo largo del tiempo
  - y_t y su periodicidad (la historia de la serie)
  - Es justamente eso lo que vamos a modelar
  - La periodicidad de la serie que puede ser de 2 tipos: regular o irregular
  - Regular, cuando los sucesos se producen en forma continua: ventas, producción, cotizaciones, precios,…
  - Irregular, cuando se producen de tanto en tanto (lluvias, terremotos, erupciones volcánicas, etc.)

Series de tiempo

- Definimos una serie temporal al conjunto de datos que corresponden a un fenómeno económico ordenados en el tiempo
  - días, meses, trimestres
  - tenemos una única variable (y_t)
- En el análisis de regresión teníamos dos variables, y explicábamos una variable en función de la otra. Ahora tenemos una única variable, y la explicamos en función de su pasado histórico.
  - Yt f(y_{t-1},y_{t-2}, y_{t-3}, …..y_{t-n})

NACIONES UNIDAS

CEPAL

DANE

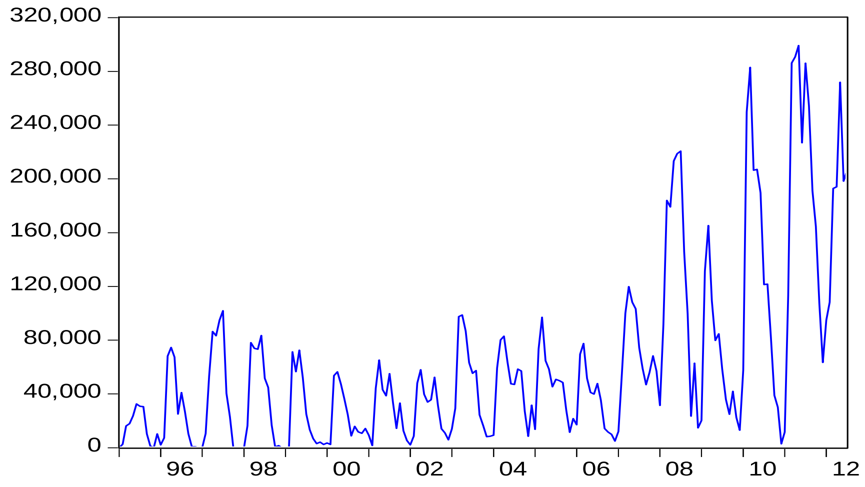
TODOS POR UN NUEVO PAÍS

PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

Componentes de una serie temporal

- Las series temporales suelen tener cuatro componentes:
  - T = Tendencia
  - E = Componente estacional
  - C = Componente cíclica
  - I = Componente irregular

Exportaciones de soja de Paraguay, 1995 - 2012

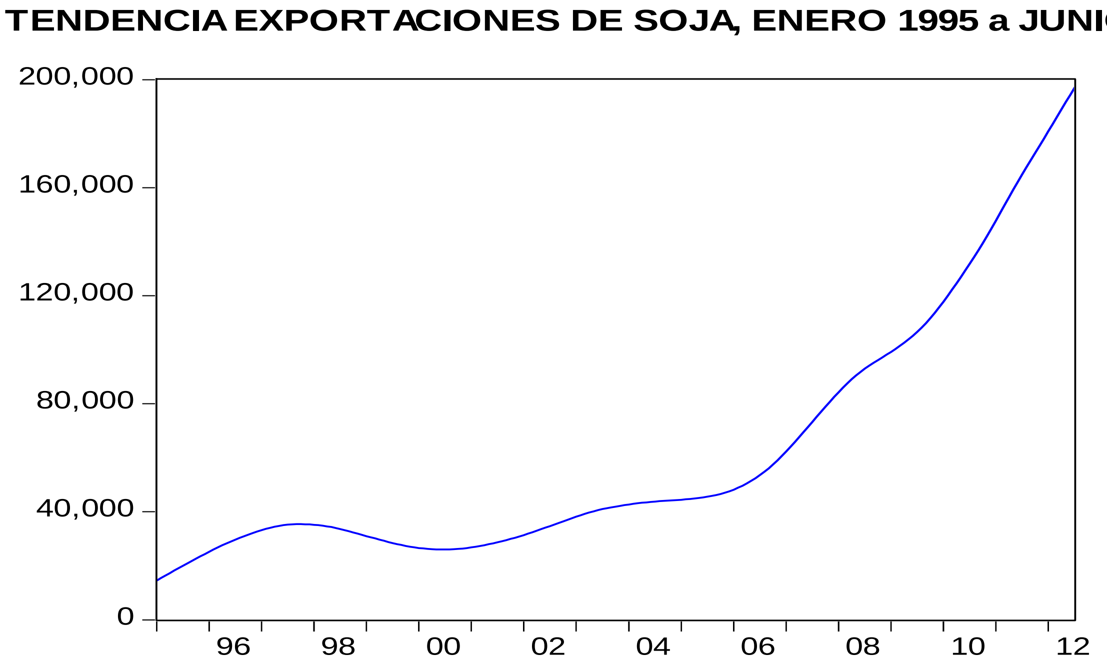


En el gráfico tenemos las exportaciones mensuales de soja del Paraguay desde enero de 1995 hasta junio de 2012.

Vamos a utilizar esta serie para analizar los componentes de una serie de tiempo.

Tendencia

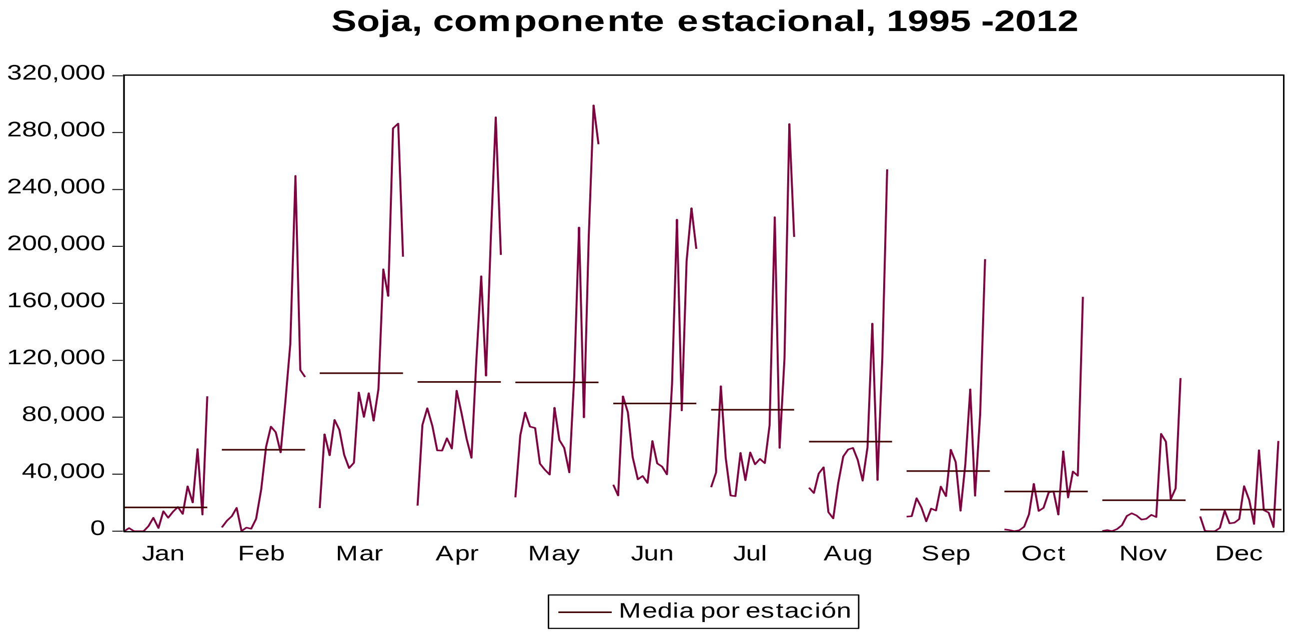
- La tendencia de una serie de tiempo es la componente a largo plazo que representa el crecimiento o disminución de la serie durante un período largo.
- El punto inicial y el punto final de una serie particular determina la tendencia.



Las fuerzas básicas responsables de la tendencia de una serie económica son: población, crecimiento, inflación de precios, cambios tecnológicos e incrementos de la productividad.

Componente estacional

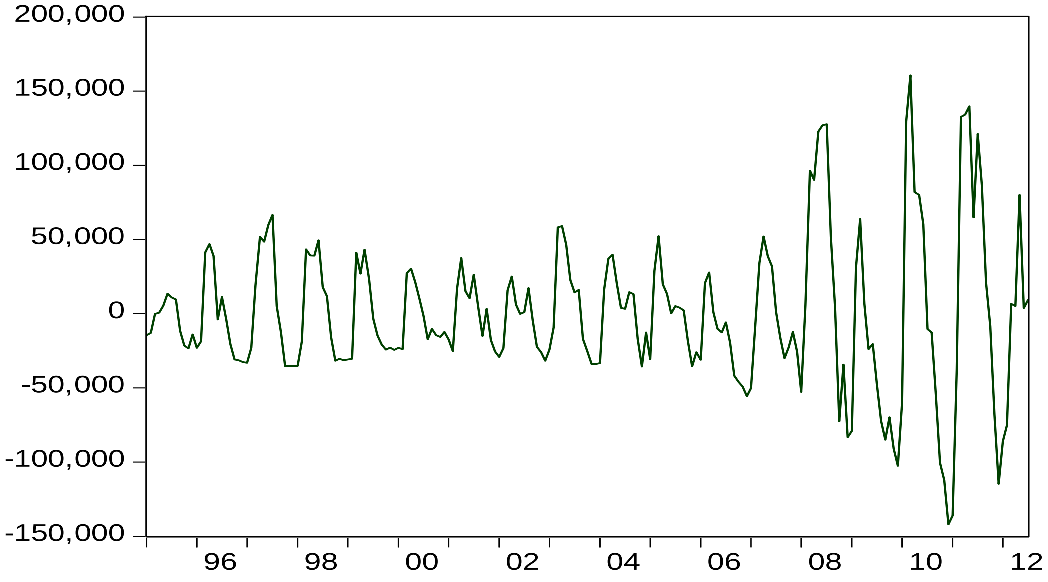
- Son fluctuaciones en períodos relativamente cortos que se repiten de manera casi irregular. Por lo general están asociados a los diferentes meses del año. La utilizaron los meteorólogos (utilizaron el seno y el coseno)
- El estudio de la variación estacional permite encontrar índices mediante las cuales se puede desestacionalizar la serie.



Componente Cíclica

- Son llamados también ciclos económicos y muestran las variaciones en períodos de mediano plazo.
- se requiere información de por lo menos 15 a 20 años.
- descartado por ciertos autores => asimilado por el componente de tendencia.

Componente Cíclico serie de Soja, 1995-2012



NACIONES UNIDAS
CEPAL

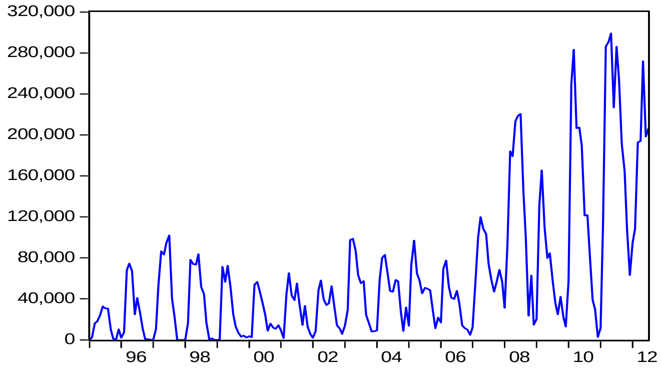
DANE

TODOS POR UN NUEVO PAÍS
PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

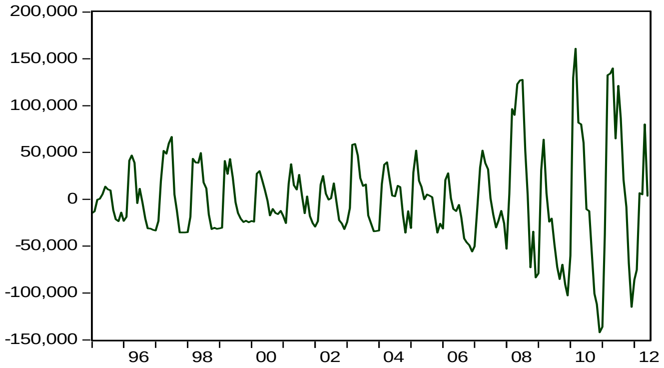
Componente irregular

- Son variaciones aleatorias que ocurren por acontecimientos inesperados y que no estoy considerando en lo otros componentes, por ejemplo: terremotos, inundaciones, huelgas, imprevistos, corte de energía eléctrica, etc. (el ruido de la serie)

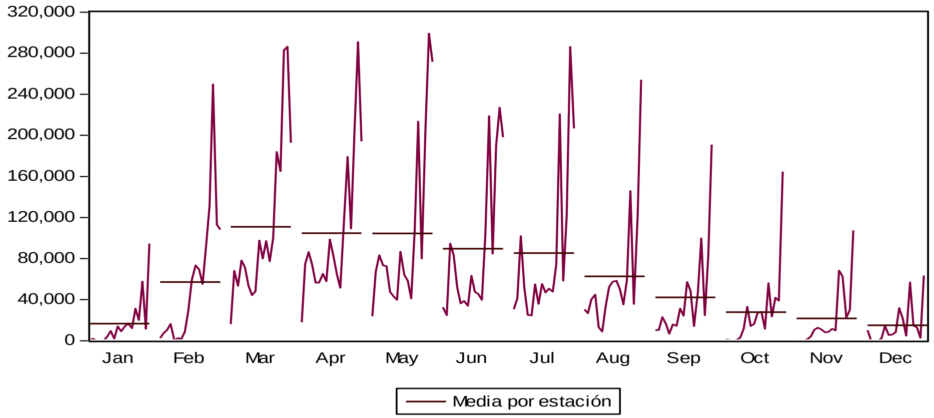
Exportaciones de soja de Paraguay, 1995 - 2012



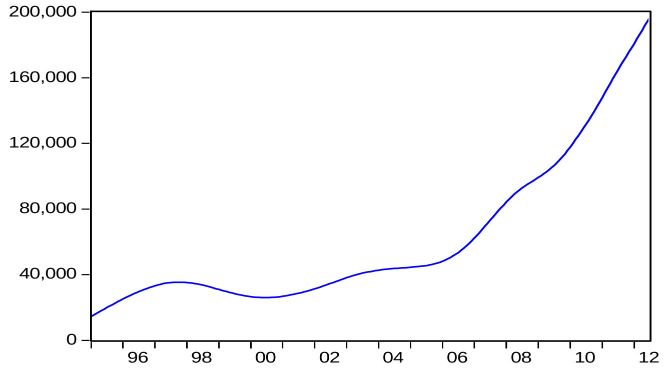
Componente Cíclico serie de Soja, 1995-2012



Soja, componente estacional, 1995 -2012



TENDENCIA EXPORTACIONES DE SOJA, ENERO 1995 a JUNIO 2012

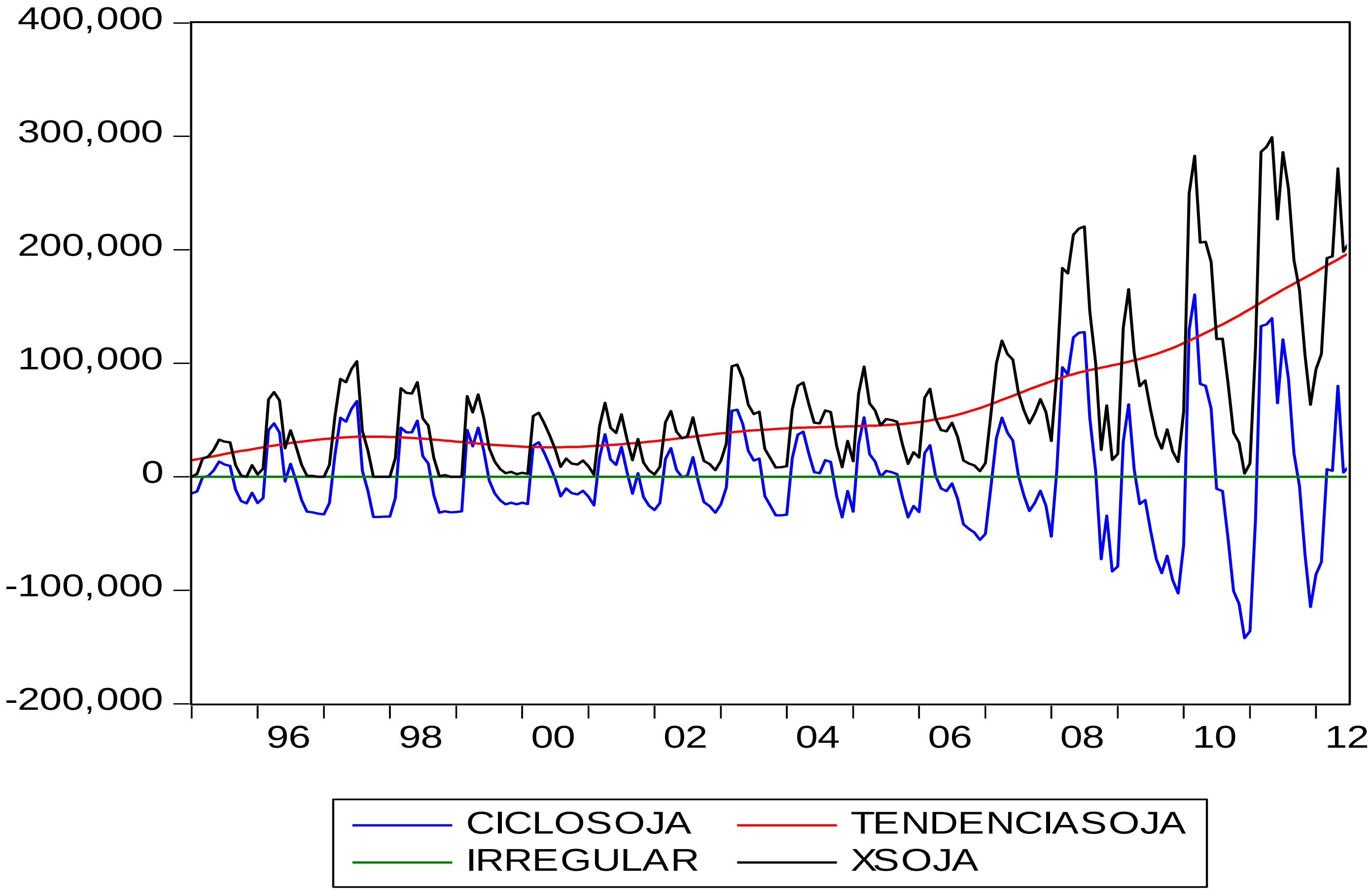


NACIONES UNIDAS
CEPAL

TODOS POR UN NUEVO PAÍS
PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

Todos los componentes de una serie temporal

- Exportaciones de soja, tendencia y ciclo, 1995-2012



NACIONES UNIDAS

CEPAL

DANE

TODOS POR UN NUEVO PAÍS
PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

MODELOS ARIMA (1)

- Autoregresive Integrate Moving Average
- Componente Autorregresiva

$$y_t=\beta_0+\beta_1 y_{t-1}+\varepsilon_t \qquad \text{AR(1)}$$

$$y_t=\beta_0+\beta_1 y_{t-1}+ \beta_1 y_{t-2}+\varepsilon_t \qquad \text{AR(2)}$$

$$y_t=\beta_0+\beta_1 y_{t-1}+ \beta_1 y_{t-2} +\ldots\ \beta_n y_{t-n} + \varepsilon_t \qquad \text{AR(p}$$

- ¿Cuánto del pasado influye en el presente? AR(1) es el componente autorregresivo de orden 1 que me indica que la realización de un evento de la serie en el mes pasado me afecta hoy. AR(2), dos meses anteriores, y AR(p) significa que p períodos todavía afectan a la variable de hoy.

MODELOS ARIMA (2)

- Autoregresive Integrate Moving Average
- Componente Media Móvil

$y_t=\phi_0+\phi_1\ \varepsilon_{\ t-1}+\varepsilon_t$ MA(1)

$y_t=\phi_0+\phi_1\ \varepsilon_{\ t-1}+\ \phi_2\ \varepsilon_{t-2+}\ \varepsilon_t$ MA(2)

$y_t=\ \phi_{\ 0}+\ \phi_1\varepsilon_{t-1}+\ \phi_1\ \varepsilon_{t-2}+\ldots\ \phi_n\varepsilon y_{t-n}+\varepsilon_t$ MA(q)

- ¿Cuánto del ruido del pasado afecta a mi variable? MA(1) es el componente exógeno de orden 1 que me afecta a mi variable. El ruido del mes anterior me afecta el comportamiento de mi variable el mes actual. MA(2), dos meses anteriores, y MA(q) significa que q períodos todavía afectan a la variable de hoy.

MODELOS ARIMA (3)

- Podemos tener los dos componentes juntos

- ARMA(1,1)

  $y_t=\beta_0+\beta_1 y_{t-1}+\phi_1\, \varepsilon_{t-1}+\varepsilon_t$ ARMA(1,1)

- ARMA(q,q)

  $yt= \phi_0+ \beta_0 +\phi_1\varepsilon_{t-1} +\beta_1 y_{t-1} +\phi_1\, \varepsilon_{t-2} + \beta_1 y_{t-2} \ldots \phi_n \varepsilon y_{t-n} +\beta_n y_{t-n} + \varepsilon_t$ ARMA(q,q)

- SUPUESTOS QUE DEBEN CUMPLIRSE
  - Que la serie sea estacionaria. Esto es que la media sea estable y que no dependa del tiempo
    - $E(y_t)=\mu$
  - Que la varianza sea homocedástica
    - $Var(yt)=\sigma^2$
  - Que la covarianza de la variable de hoy con su pasado sea igual a una constante
    - $Cov(y_t, y_{t-1})=\lambda$

NACIONES UNIDAS

CEPAL

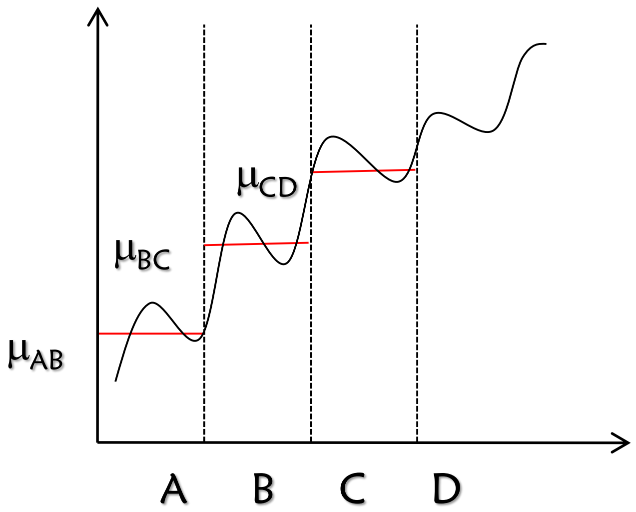
DANE

TODOS POR UN NUEVO PAÍS

PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

MODELOS ARIMA (4)

- SUPUESTOS QUE DEBEN CUMPLIRSE
  - Que la serie sea estacionaria. Esto es que la media sea estable y que no dependa del tiempo
    - $E(yt)=\mu$

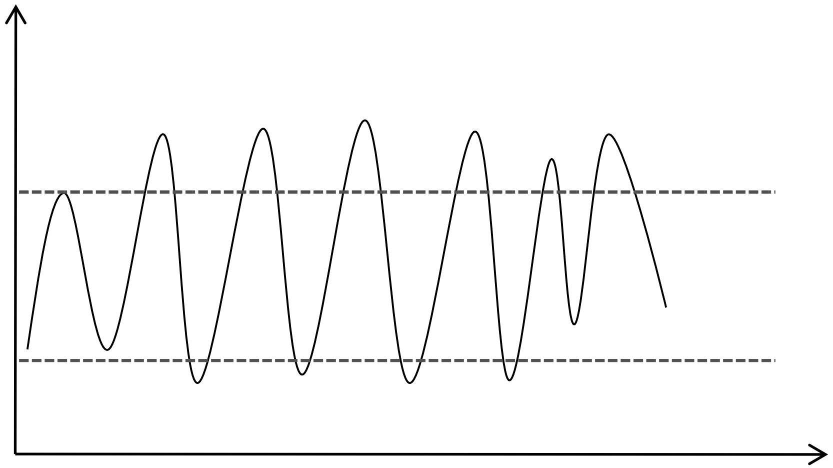


Ejemplo de serie no estacionaria

  - Si la serie no es estacionaria hay que transformarla para que sea estacionaria.
  - Un primer paso de tomar el logaritmo natural de la serie y verificar si es estacionaria
  - Un segundo paso es diferenciar una vez, y si no es estacionaria se recomienda una segunda diferenciación, pero NO MÁS DE 2.

MODELOS ARIMA (5)

- SUPUESTOS QUE DEBEN CUMPLIRSE
  - Que la varianza sea homocedástica
    - $Var(yt)=\sigma 2$
  - Que la covarianza de la variable de hoy con su pasado sea igual a una constante
    - $Cov(yt, yt-1)=\lambda$



Si se sale del túnel
no es constante

MODELOS ARIMA (6)

- ¿Cómo se que la serie es estacionaria?:
  - Puedo responder de 3 formas esta pregunta
    - Realizando una gráfica de la series
    - Analizando los correlogramas
  - Si la serie no es estacionaria tengo 2 caminos para corregirla
    - El camino de la varianza;
    - El camino de la media.
    - Se recomienda comenzar por la varianza, esto es tomar el logaritmo de la serie.
    - Si sigue siendo estacionaria calculo la diferencia del logaritmo (el camino de la media)

MODELACIÓN CON ARIMA (7)

- Box-Jenkis indican 4 pasos
  - 1.- Identificación
    - Verificar que la serie sea estacionaria
      - Si es directa I(0),
      - Si se diferencia una vez I(1)
      - Si se diferencia 2 veces I(2)
  - 2.- Determino lo rezagos. -Si la serie es estacionaria
    - Vemos p y q analizando los correlogramas
  - 3.- Estimación.- Estimamos el modelo con MCO (Optimización no lineal).
    - Corremos la regresión y sacamos los valores de p y q no significativos hasta tener el mejor modelo (PARSIMONIA)
    - Verifico los supuestos $E(\mu)=0$; Var $\varepsilon = \sigma 2$; Homocedasticidad
  - 4.- Pronostico. Es este el objetivo principal de la modelación.

NACIONES UNIDAS
CEPAL

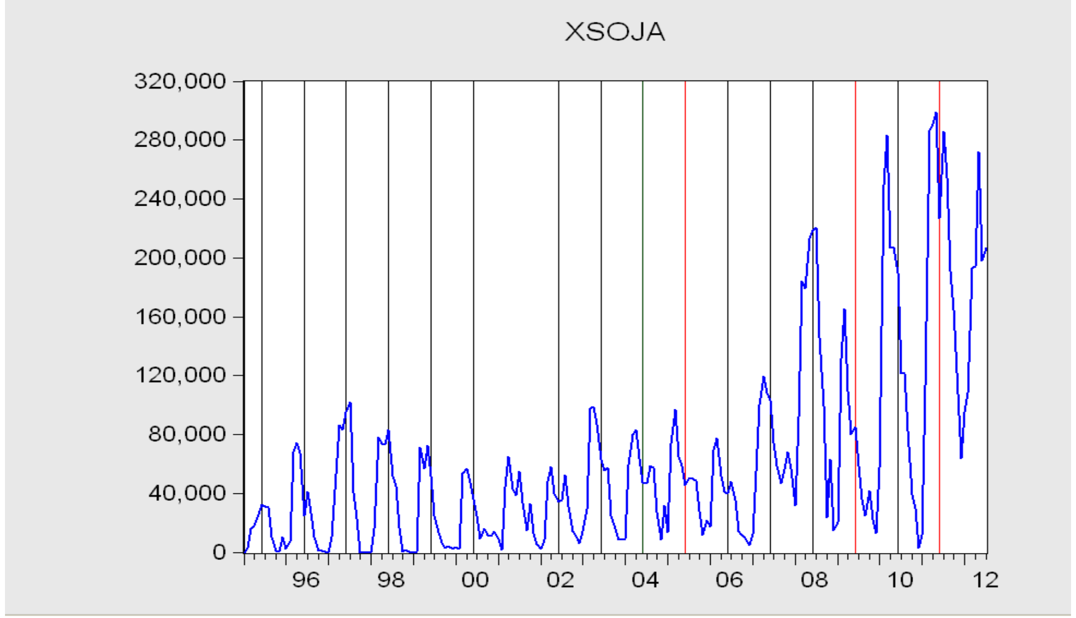
DANE

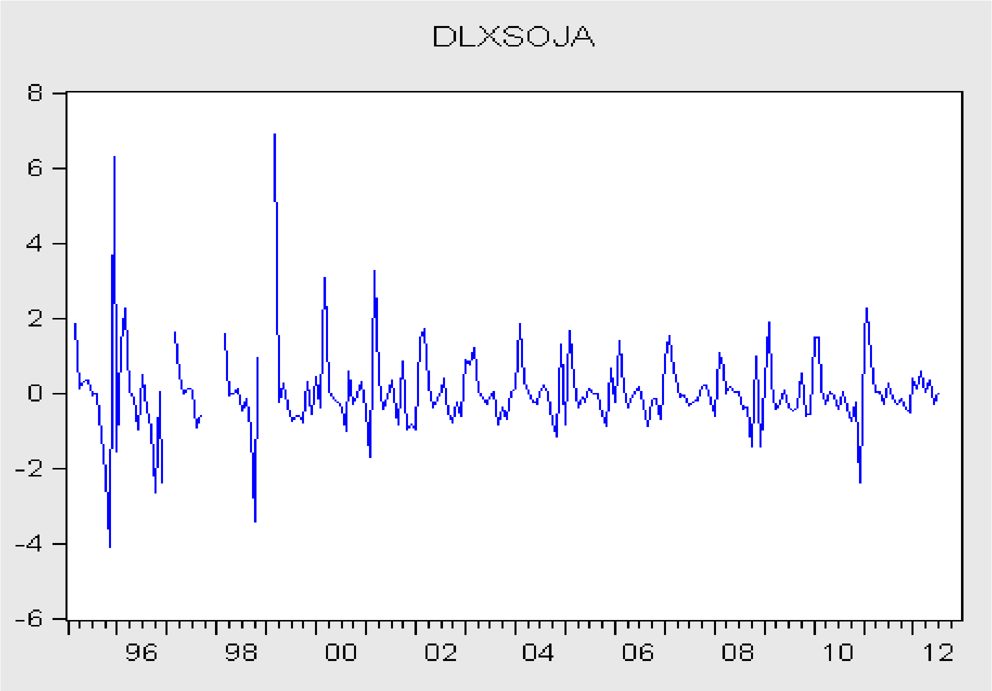
TODOS POR UN NUEVO PAÍS
PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

MODELACIÓN CON ARIMA (8)

- **Comparemos las series obtenidas**

La serie ahora sí es estacionaria



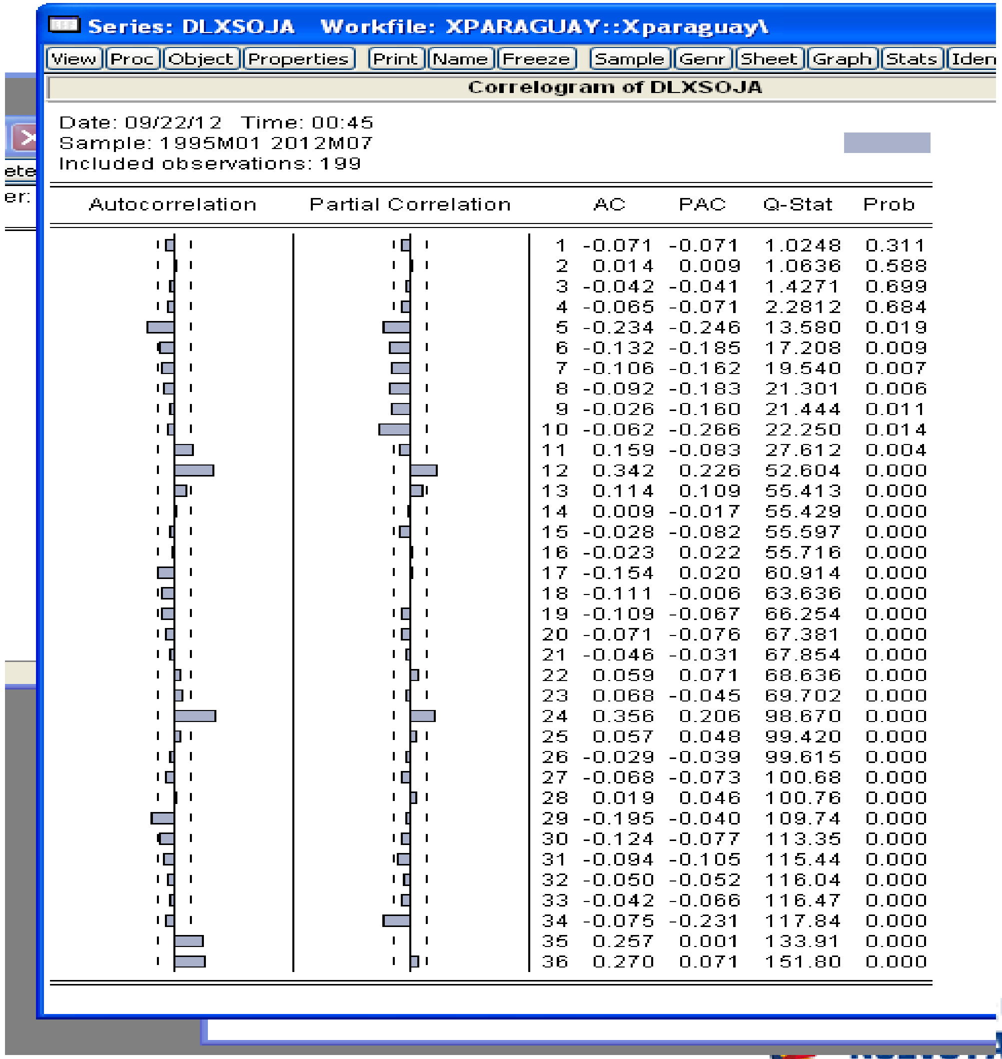


MODELACIÓN CON ARIMA (9)

- Verifico los rezagos para proceder a correr mi regresión ARIMA

Correlación parcial = AR
Autocorrelación = MA

AR = (5, 10, 12, 24, 34)
MA =(5, 11, 12, 17, 24, 29, 35, 36)



Series: DLXSOJA Workfile: XPARAGUAY::Xparaguay\

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

Correlogram of DLXSOJA

Date: 09/22/12 Time: 00:45
Sample: 1995M01 2012M07
Included observations: 199

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.071	-0.071	1.0248	0.311
		2	0.014	0.009	1.0636	0.588
		3	-0.042	-0.041	1.4271	0.699
		4	-0.065	-0.071	2.2812	0.684
		5	-0.234	-0.246	13.580	0.019
		6	-0.132	-0.185	17.208	0.009
		7	-0.106	-0.162	19.540	0.007
		8	-0.092	-0.183	21.301	0.006
		9	-0.026	-0.160	21.444	0.011
		10	-0.062	-0.266	22.250	0.014
		11	0.159	-0.083	27.612	0.004
		12	0.342	0.226	52.604	0.000
		13	0.114	0.109	55.413	0.000
		14	0.009	-0.017	55.429	0.000
		15	-0.028	-0.082	55.597	0.000
		16	-0.023	0.022	55.716	0.000
		17	-0.154	0.020	60.914	0.000
		18	-0.111	-0.006	63.636	0.000
		19	-0.109	-0.067	66.254	0.000
		20	-0.071	-0.076	67.381	0.000
		21	-0.046	-0.031	67.854	0.000
		22	0.059	0.071	68.636	0.000
		23	0.068	-0.045	69.702	0.000
		24	0.356	0.206	98.670	0.000
		25	0.057	0.048	99.420	0.000
		26	-0.029	-0.039	99.615	0.000
		27	-0.068	-0.073	100.68	0.000
		28	0.019	0.046	100.76	0.000
		29	-0.195	-0.040	109.74	0.000
		30	-0.124	-0.077	113.35	0.000
		31	-0.094	-0.105	115.44	0.000
		32	-0.050	-0.052	116.04	0.000
		33	-0.042	-0.066	116.47	0.000
		34	-0.075	-0.231	117.84	0.000
		35	0.257	0.001	133.91	0.000
		36	0.270	0.071	151.80	0.000

Ahora procedo a correr el modelo con Eviews

equation modelo1
modelo1.ls dlxsoja c ar(5) ar(10) ar(12) ar(24) ar(34) ma(5) ma(11) ma(12) ma(17) ma(24) ma(29) ma(35) ma(36)

MODELACIÓN CON ARIMA (10)

- Estimamos el modelo

Equation Estimation

Specification | Options

Equation specification

Dependent variable followed by list of regressors including ARMA and PDL terms, OR an explicit equation like Y=c(1)+c(2)*X.

dlxsoja ar(5) ar(10) ar(12) ar(24) ar(36) ma(5) ma(11) ma(12) ma(17)

Incluyan todos los p y q

Estimation settings

Method: LS - Least Squares (NLS and ARMA)

Sample: 1995m01 2012m07

OK | Cancel

Retiramos los coeficientes que no son significativos, comenzando por los que tienen una probabilidad más alta.

Equation: MODELO1 Workfile: XPARAGUAY::Xparaguay

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: DLXSOJA
Method: Least Squares
Date: 09/22/12 Time: 14:24
Sample (adjusted): 2002M01 2012M07
Included observations: 127 after adjustments
Failure to improve SSR after 8 iterations
MA Backcast: 1999M01 2001M12

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.042934	0.102593	0.418490	0.6764
AR(5)	-0.094501	0.125062	-0.755629	0.4514
AR(10)	-0.077629	0.094219	-0.823925	0.4117
AR(12)	0.135840	0.107569	1.262817	0.2093
AR(24)	0.175900	0.093101	1.889351	0.0614
AR(34)	-0.066203	0.077263	-0.856850	0.3933
MA(5)	0.084803	0.119691	0.708512	0.4801
MA(11)	0.081237	0.093353	0.870209	0.3860
MA(12)	0.158457	0.105014	1.508920	0.1341
MA(17)	0.028868	0.100665	0.286770	0.7748
MA(24)	0.094144	0.098986	0.951083	0.3436
MA(29)	-0.158313	0.080841	-1.958340	0.0527
MA(35)	0.418255	0.081486	5.132820	0.0000
MA(36)	0.352873	0.080338	4.392323	0.0000

R-squared	0.481897	Mean dependent var	0.028740
Adjusted R-squared	0.422292	S.D. dependent var	0.720803
S.E. of regression	0.547861	Akaike info criterion	1.738084

AR = (~~5, 10~~, 12, 24, ~~34~~)

MA =(~~5, 11, 12, 17~~, 24, 29, 35, 36)

MODELACIÓN CON ARIMA (11)

- Sigo haciendo pruebas y quitando lo que no es significativo

Hago un nuevo modelo con lo que me sirve

equation modelo2
modelo2.ls dlxsoja c ar(12) ar(24) ma(24) ma(29) ma(35) ma(36)

MA 24 Y MA 29 también se quitan, y la constante

Dlxsoja ar(12) ar(24) ma(35) ma(36)

Equation: MODELO2 Workfile: XPARAGUAY::Xparaguay\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: DLXSOJA
Method: Least Squares
Date: 09/22/12 Time: 14:47
Sample (adjusted): 2001M03 2012M07
Included observations: 137 after adjustments
Convergence achieved after 15 iterations
MA Backcast: 1998M03 2001M02

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.033294	0.134669	0.247226	0.8051
AR(12)	0.212828	0.085742	2.482196	0.0143
AR(24)	0.218987	0.081572	2.684591	0.0082
MA(24)	0.070538	0.087549	0.805697	0.4219
MA(29)	-0.138244	0.076464	-1.807966	0.0729
MA(35)	0.493914	0.072222	6.838820	0.0000
MA(36)	0.283556	0.070121	4.043797	0.0001

R-squared	0.506415	Mean dependent var	0.035038
Adjusted R-squared	0.483634	S.D. dependent var	0.765934
S.E. of regression	0.550389	Akaike info criterion	1.693361
Sum squared resid	39.38067	Schwarz criterion	1.842557

MODELACIÓN CON ARIMA (12)

- Sigo haciendo pruebas y quitando lo que no es significativo

Hago un nuevo modelo con lo que me sirve

equation modelo3

modelo3.ls dlxsoja c ar(12) ar(24)

Corremos esta regresión y volvemos a revisar los correlogramas para ver si hay algo que agregar

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: DLXSOJA
Method: Least Squares
Date: 09/22/12 Time: 15:55
Sample (adjusted): 2001M03 2012M07
Included observations: 137 after adjustments
Convergence achieved after 2 iterations

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(12)	0.309797	0.079051	3.918940	0.0001
AR(24)	0.280039	0.067231	4.165357	0.0001

R-squared	0.381472	Mean dependent var	0.035038
Adjusted R-squared	0.376890	S.D. dependent var	0.765934
S.E. of regression	0.604607	Akaike info criterion	1.846016
Sum squared resid	49.34926	Schwarz criterion	1.888643
Log likelihood	-124.4521	Hannan-Quinn criter.	1.863339
Durbin-Watson stat	2.335086		

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Correlogram of Residuals

Date: 09/22/12 Time: 15:57
Sample: 2001M03 2012M07
Included observations: 137
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.169	-0.169	4.0123	
		2	-0.091	-0.124	5.1926	
		3	-0.077	-0.121	6.0447	0.014
		4	-0.045	-0.100	6.3329	0.042
		5	-0.072	-0.133	7.0812	0.069
		6	0.018	-0.059	7.1284	0.129
		7	0.004	-0.051	7.1311	0.211
		8	-0.062	-0.114	7.6951	0.261
		9	-0.096	-0.179	9.0770	0.247
		10	-0.025	-0.154	9.1683	0.328
		11	0.062	-0.068	9.7407	0.372
		12	0.063	-0.030	10.339	0.411
		13	0.090	0.038	11.586	0.396
		14	-0.069	-0.084	12.332	0.419
		15	-0.009	-0.048	12.345	0.500
		16	0.031	0.008	12.501	0.566
		17	-0.043	-0.067	12.791	0.618
		18	0.021	-0.025	12.859	0.683
		19	0.015	-0.018	12.895	0.743
		20	-0.047	-0.053	13.258	0.776
		21	-0.107	-0.130	15.124	0.715
		22	0.078	0.004	16.131	0.708
		23	0.038	-0.005	16.369	0.749
		24	0.031	-0.001	16.529	0.789
		25	0.008	-0.004	16.539	0.831
		26	0.004	-0.009	16.542	0.868
		27	-0.049	-0.037	16.957	0.883
		28	0.027	0.010	17.083	0.907
		29	-0.096	-0.140	18.712	0.880
		30	0.032	-0.054	18.889	0.902
		31	-0.037	-0.103	19.141	0.918
		32	-0.016	-0.092	19.189	0.936
		33	-0.014	-0.090	19.223	0.951
		34	0.036	-0.073	19.458	0.960
		35	0.100	0.002	21.310	0.942
		36	0.055	0.033	21.888	0.946

MODELACIÓN CON ARIMA (13)

- Agrego entonces un ar(1) y un ma(1)

```
equation modelo4
modelo4.ls dlxsoja c ar(12) ar(24) ar(1) ma(1)
```

Equation: MODELO4 Workfile: XPARAGUAY::Xparaguay\

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: DLXSOJA
Method: Least Squares
Date: 09/22/12 Time: 16:01
Sample (adjusted): 2001M03 2012M07
Included observations: 137 after adjustments
Convergence achieved after 13 iterations
MA Backcast: 2001M02

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.007180	0.126409	0.056804	0.9548
AR(12)	0.339177	0.080443	4.216389	0.0000
AR(24)	0.296944	0.072611	4.089537	0.0001
AR(1)	0.181005	0.090015	2.010830	0.0464
MA(1)	-0.546495	0.104190	-5.245192	0.0000

R-squared	0.424388	Mean dependent var	0.035038
Adjusted R-squared	0.406945	S.D. dependent var	0.765934
S.E. of regression	0.589846	Akaike info criterion	1.817903
Sum squared resid	45.92520	Schwarz criterion	1.924471
Log likelihood	-119.5263	Hannan-Quinn criter.	1.861210
F-statistic	24.33029	Durbin-Watson stat	1.786698

Correlogram of Residuals

Date: 09/22/12 Time: 16:02
Sample: 2001M03 2012M07
Included observations: 137
Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)

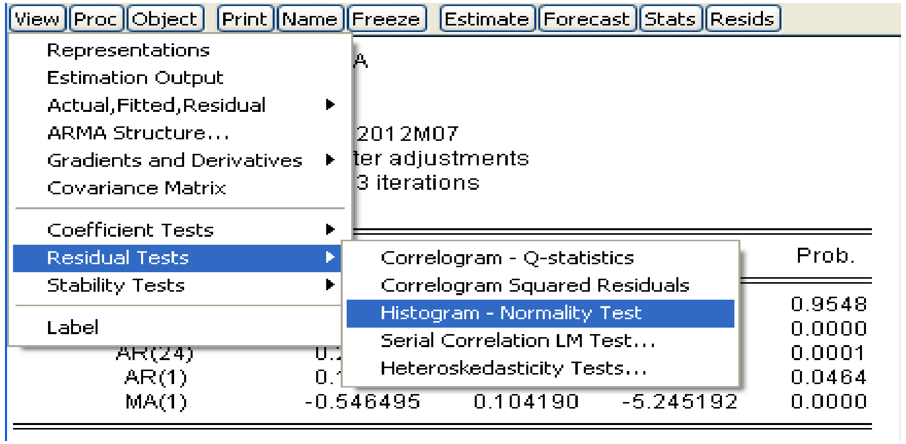
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.105	0.105	1.5443	
		2	-0.082	-0.094	2.4948	
		3	-0.123	-0.105	4.6352	
		4	-0.081	-0.066	5.5727	
		5	-0.063	-0.070	6.1516	0.013
		6	0.002	-0.011	6.1522	0.046
		7	-0.000	-0.028	6.1522	0.104
		8	-0.096	-0.119	7.5151	0.111
		9	-0.150	-0.152	10.881	0.054
		10	-0.093	-0.106	12.182	0.058
		11	0.056	0.012	12.658	0.081
		12	0.060	-0.021	13.205	0.105
		13	0.011	-0.054	13.225	0.153
		14	-0.087	-0.129	14.390	0.156
		15	-0.006	-0.019	14.396	0.212
		16	0.059	0.023	14.949	0.244
		17	0.034	-0.036	15.135	0.299
		18	0.066	0.009	15.829	0.324
		19	0.028	-0.012	15.959	0.385
		20	-0.065	-0.063	16.649	0.409
		21	-0.114	-0.094	18.784	0.341
		22	0.033	0.023	18.966	0.394
		23	0.050	-0.014	19.376	0.433
		24	0.015	-0.029	19.413	0.495
		25	-0.071	-0.080	20.276	0.504
		26	-0.052	-0.046	20.739	0.537
		27	-0.051	-0.064	21.184	0.570
		28	0.007	-0.034	21.192	0.627
		29	-0.064	-0.156	21.908	0.641
		30	0.024	-0.046	22.010	0.688
		31	-0.022	-0.101	22.097	0.732
		32	-0.020	-0.068	22.169	0.773
		33	0.023	-0.053	22.267	0.809
		34	0.069	-0.053	23.143	0.809
		35	0.126	0.019	26.099	0.717
		36	0.047	-0.013	26.523	0.740

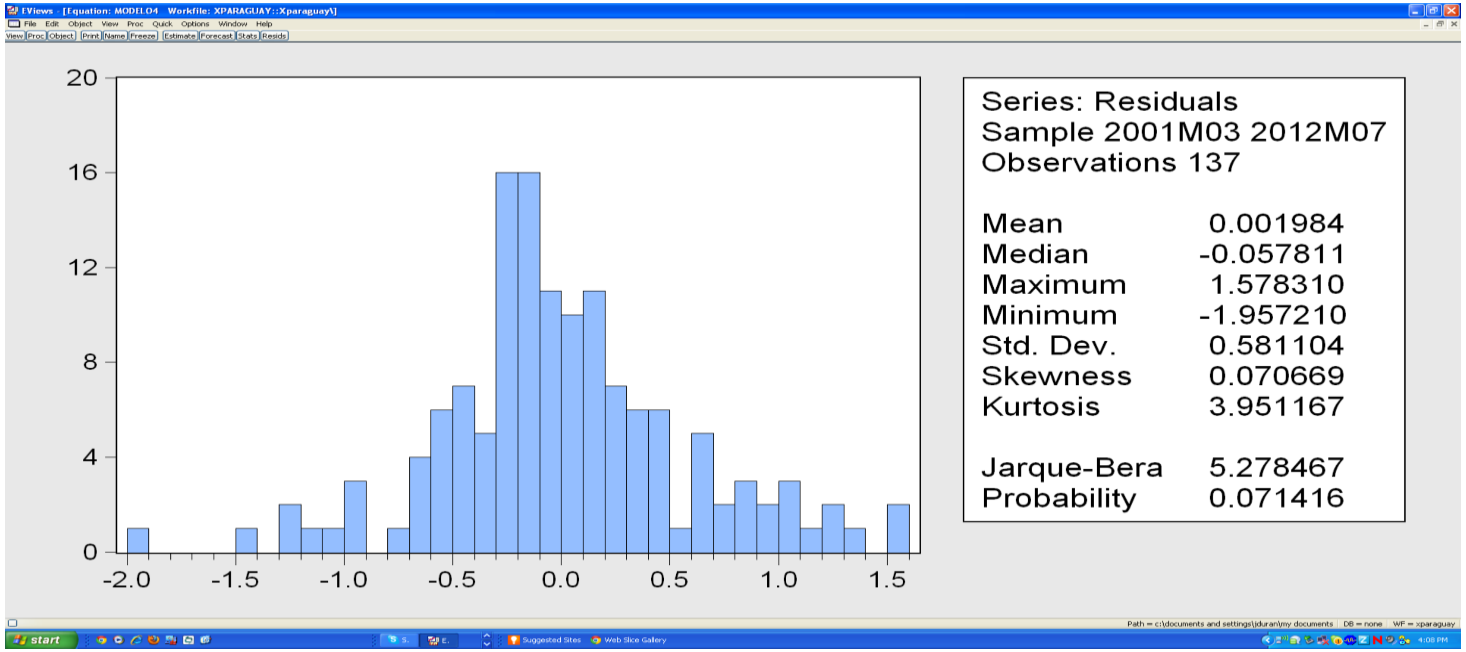
Nuestro correlograma quedó bien

MODELACIÓN CON ARIMA (14)

- Ahora hacemos los test de hipótesis

  Test de normalidad de los residuos





NACIONES UNIDAS

CEPAL

DANE

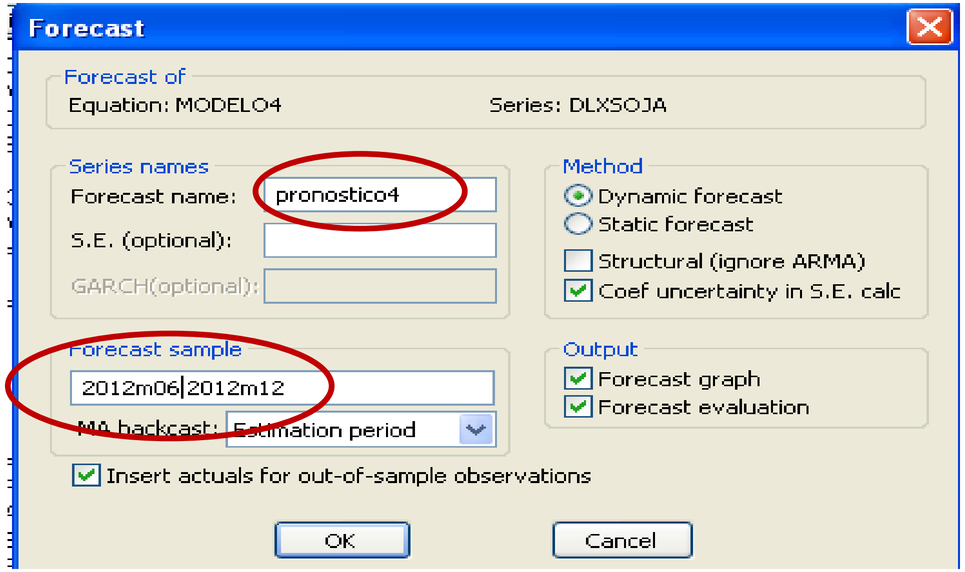
TODOS POR UN NUEVO PAÍS

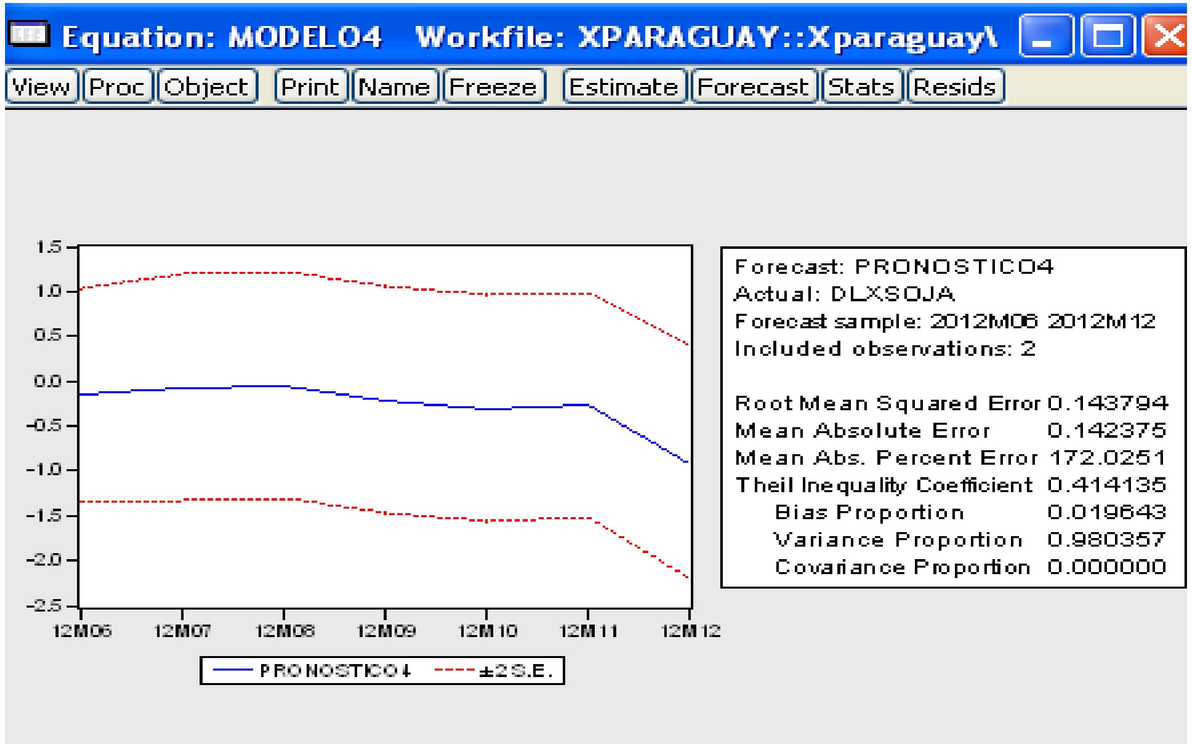
PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

MODELACIÓN CON ARIMA (15)

- Ahora podemos proyectar

  Con el comando Forecast





NACIONES UNIDAS

CEPAL

DANE

TODOS POR UN NUEVO PAÍS

PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

Recordemos:
EFECTOS DE LA UNION ADUANERA Y/O ZONA DE LIBRE COMERCIO SOBRE EL BIENESTAR

- Dependerán de sí prima la creación (CC) o desviación de comercio (DC).
- El alcance de los efectos dependerá de:
  - Si las *estructuras productivas* de los países son *complementarias o sustitutivas.*
  - Del *tamaño* de la Unión Aduanera o Zona de Libre Comercio,
  - Del *nivel previo de aranceles*.
  - De *las diferencias en los costes de producción*.
  - De los *costes de transporte y transacción.*
  - De la *flexibilidad de las economías* y su capacidad para adaptarse a las nuevas condiciones y especializarse en las producciones que genere con mayor eficiencia.

Modelación con Equilibrio Parcial

- La metodología de equilibrio parcial es ampliamente utilizada para analizar el impacto de variaciones arancelarias sobre la creación y desviación de comercio.

- Una gran ventaja de esta metodología es su sencillez y rapidez de aplicación comparado con otros análisis. Asimismo, permite una evaluación muy desagregada a nivel de producto.

- El modelo calcula el impacto estático de reducciones arancelarias sobre el comercio en el año base. En otras palabras estima cómo sería el comercio si los aranceles se reducen o aumentan

Modelación con Equilibrio Parcial (cont.)

- Debido a la posibilidad de analizar los efectos de una liberalización arancelaria a un nivel muy desagregado de datos es posible realizar evaluaciones bastante precisas.

- En un modelo de equilibrio parcial, el análisis se realiza a partir de la consideración de los efectos de una política determinada a nivel de los mercados directamente afectados, a saber, el mercado de bienes importados, el de bienes exportados.

- Es importante recalcar que un modelo de este tipo no tiene en cuenta las interacciones entre los diversos mercados de una economía. A diferencia del equilibrio parcial, en los modelos de Equilibrio General se consideran simultáneamente la interacción de todos los mercados.

- Para realizar una evaluación ex-ante, la metodología de equilibrio parcial contempla el uso de elasticidades que permitan predecir el futuro del comportamiento del comercio.

Creación de comercio

$$\Delta \mathrm{M} = \varepsilon * M_0 \frac{(t_1 - t_0)}{(1 + t_0)}$$

$$\Delta X = X_0 t_0 * (1 + \gamma + \gamma t_1)$$

Naciones Unidas
CEPAL

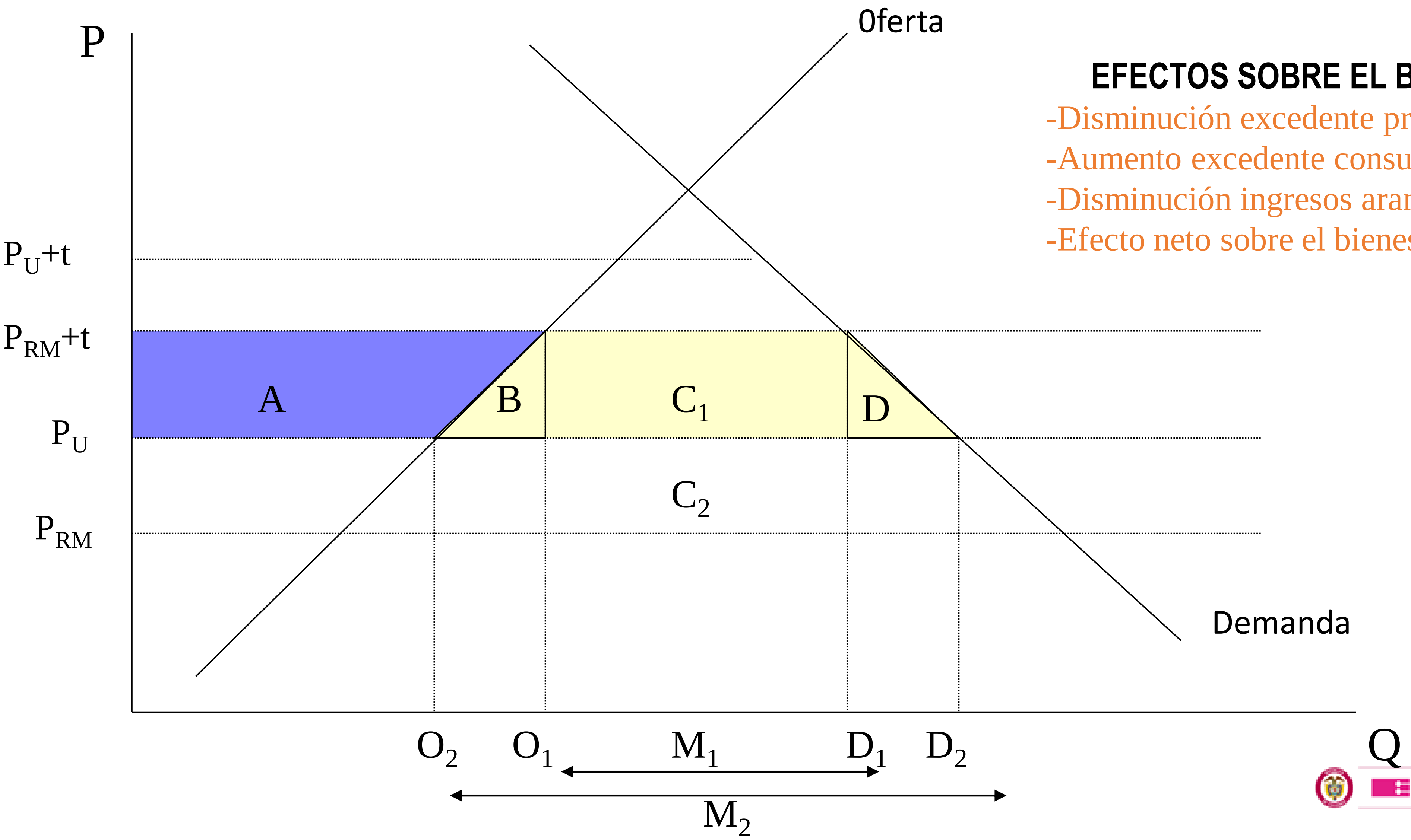
DANE
TODOS POR UN NUEVO PAÍS
PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN

Resultado Creación de comercio para el caso de Nicaragua

Productos	Año base		Simulación 1		Cambios sobre la base	
	Xs	**Ms**	**Xs**	**Ms**	**Xs**	**Ms**
Productos agrícolas	88	1	88,1	1,2	0,6	3,5
Petróleo y Minería	0	0	0,3	0,3	0,0	3,1
Manufacturas Livianas	31	37	32,7	37,6	6,7	1,4
Manufacturas pesadas	7	131	6,8	140,6	0,2	7,0
Servicios	95	114	95,3	114,4	0,0	0,2
Total	**221**	**284**	**223**	**294**	**1,2**	**3,5**

MODELO DE EQUILIBRIO PARCIAL PARA EVALUAR IMPACTOS COMERCIALES

Efectos estáticos



EFECTOS SOBRE EL BIENESTAR

-Disminución excedente productor: -A

-Aumento excedente consumidor: $+A+B+C_1+D$

-Disminución ingresos arancelarios: $-C_1-C_2$

-Efecto neto sobre el bienestar: $(B+D)-C_2$

Naciones Unidas

CEPAL

DANE

TODOS POR UN NUEVO PAÍS
PAZ EQUIDAD EDUCACIÓN