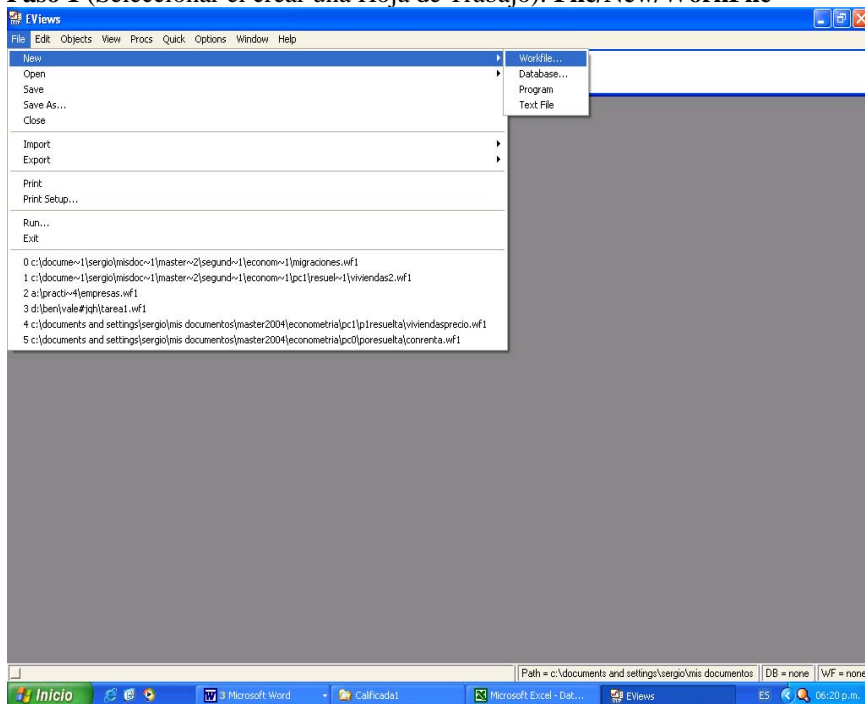


ECONOMETRIA: PRÁCTICA OBLIGATORIA (En formato Manual de Uso)

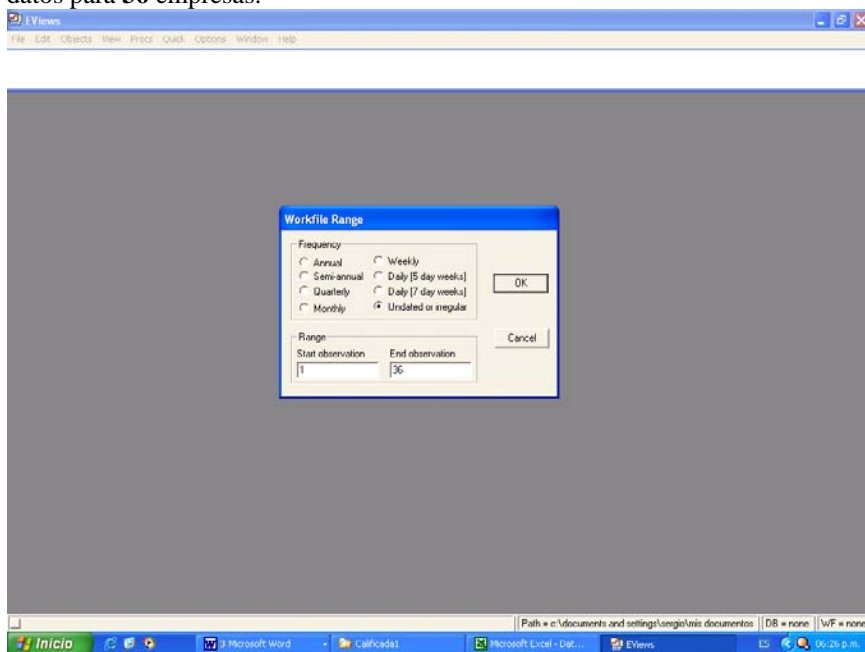
Leer los datos del fichero de Excel (*datelectricidad.xls*): Al revisar los datos en Excel se ha verificado que la información disponible es de corte transversal, y que en tamaño de la muestra es de 36 datos (equivalente al número de empresas). Considerando dicha información se procedió a crear la hoja de trabajo en EViews.

Paso 1 (Seleccionar el crear una Hoja de Trabajo): **File/New/WorkFile**

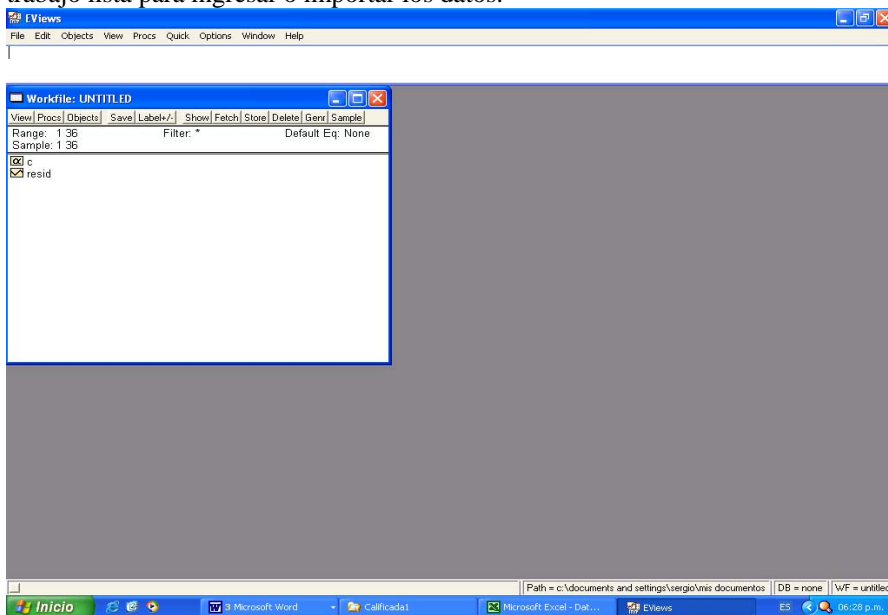


Paso 2 (Definir el tipo de datos a emplear y el tamaño de la muestra):

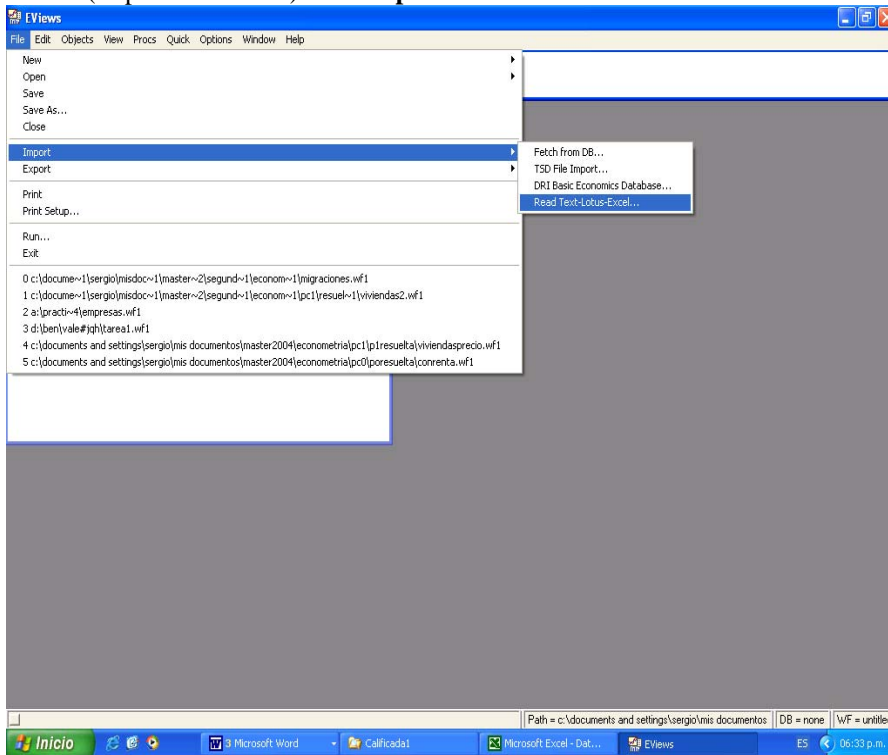
En el caso a resolver, trabajaremos con una muestra de tipo Corte Transversal (“**Undated or Irregular**”), con datos para **36** empresas.



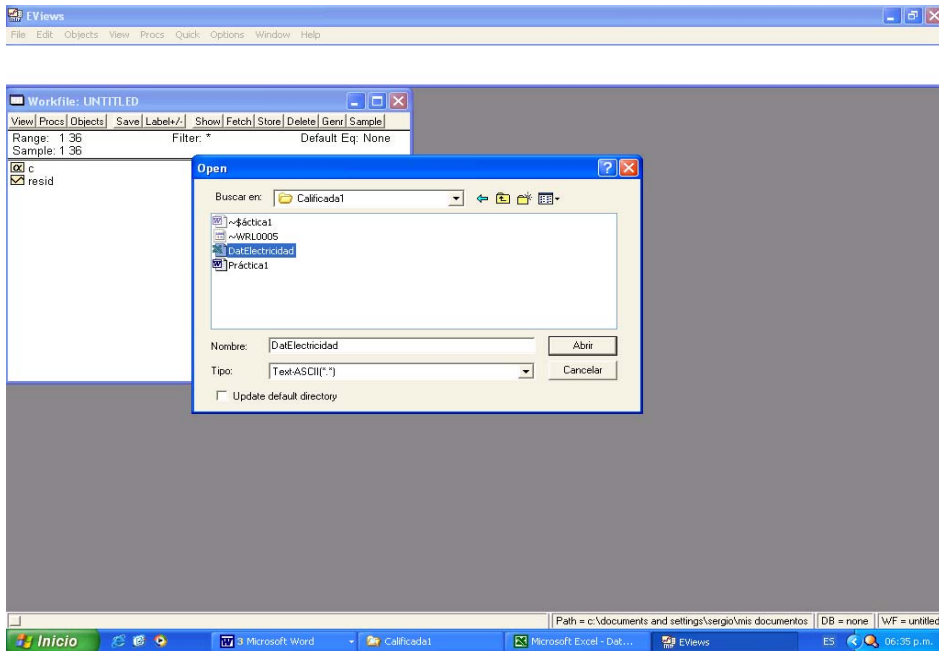
Una vez especificadas las características de la muestra, el Eviews nos muestra como resultado una hoja de trabajo lista para ingresar o importar los datos.



Paso 3 (Importar los datos): File/Import/Read Text-Lotus - Excel

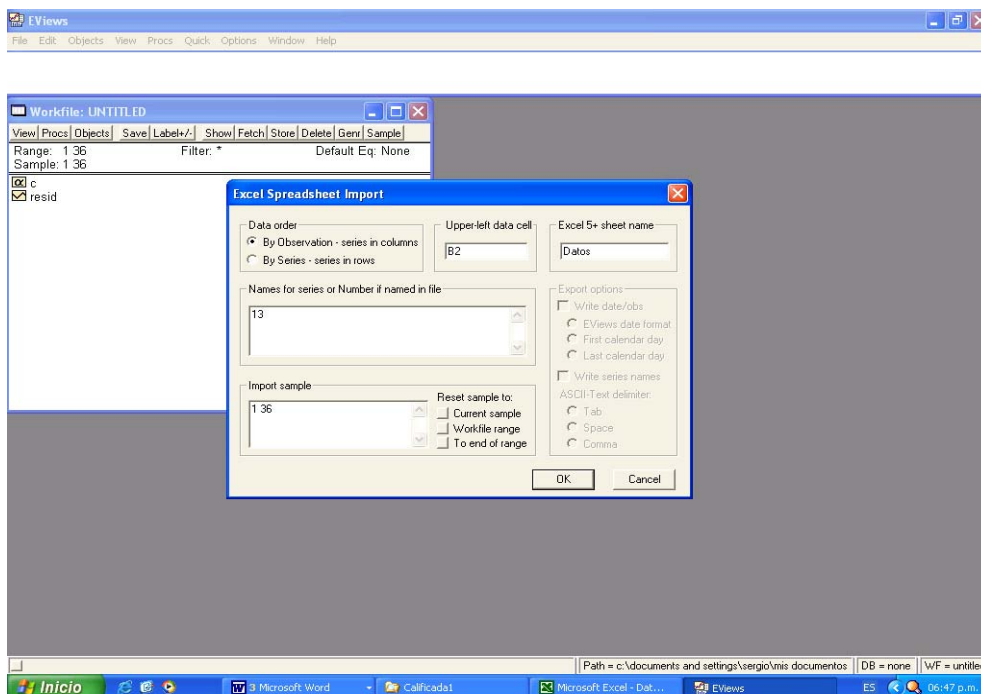


Paso 4 (Identificar archivo de Excel): Luego de dar click a la opción señalada, debemos indicarle al sistema del Eviews cuál es la ruta que debe de seguir dentro del las diferentes carpetas del disco del ordenados para encontrar el archivo de Excel del cual se van a importar los datos.

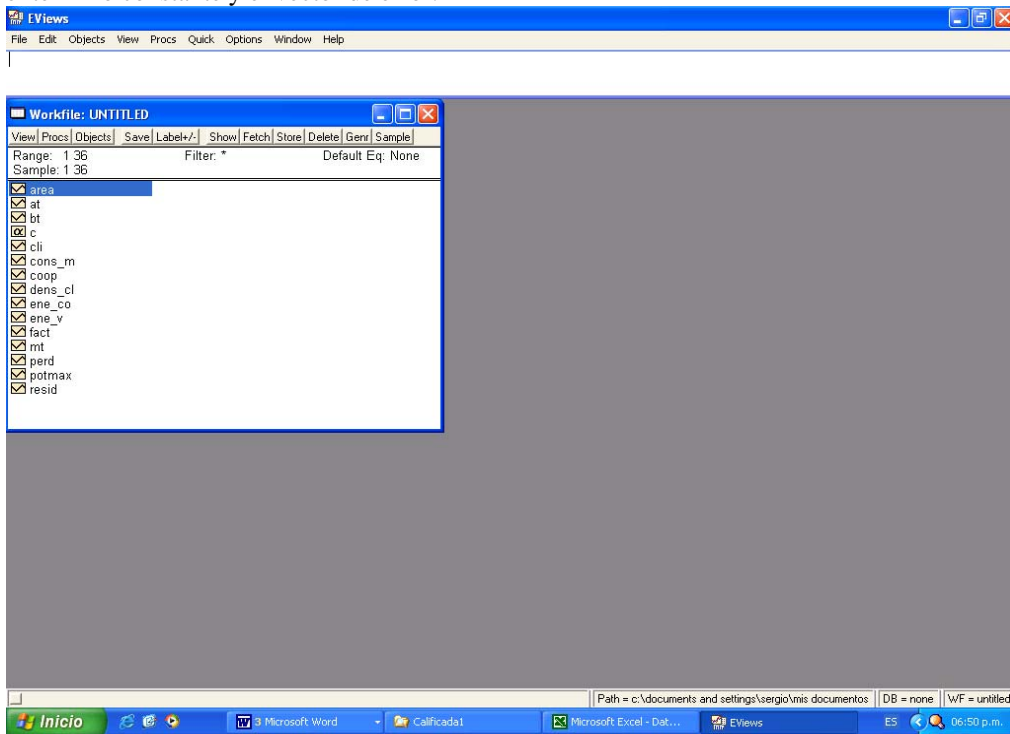


Una vez identificado y seleccionado el archivo de Excel, Eviews nos pedirá que precisemos la siguiente información:

- A partir de que celda de Excel empiezan los datos “numéricos”. En el archivo de trabajo de Excel se puede verificar que los datos empiezan en la celda B2.
- Eviews nos pide especificar el nombre de la hoja de trabajo dentro de la cual se encuentra la información. En el archivo *datelectricidad.xls*, la hoja de trabajo donde se encuentra la información recibe el nombre de “*Datos*”.
- Eviews nos pide especificar el nombre de las variables que deseamos importar, o alternativamente, si deseamos importar todas las variables, especificar únicamente el número de variables. En este caso, especificamos que deseamos importar las 13 variables contenidas en la referida hoja de cálculo.

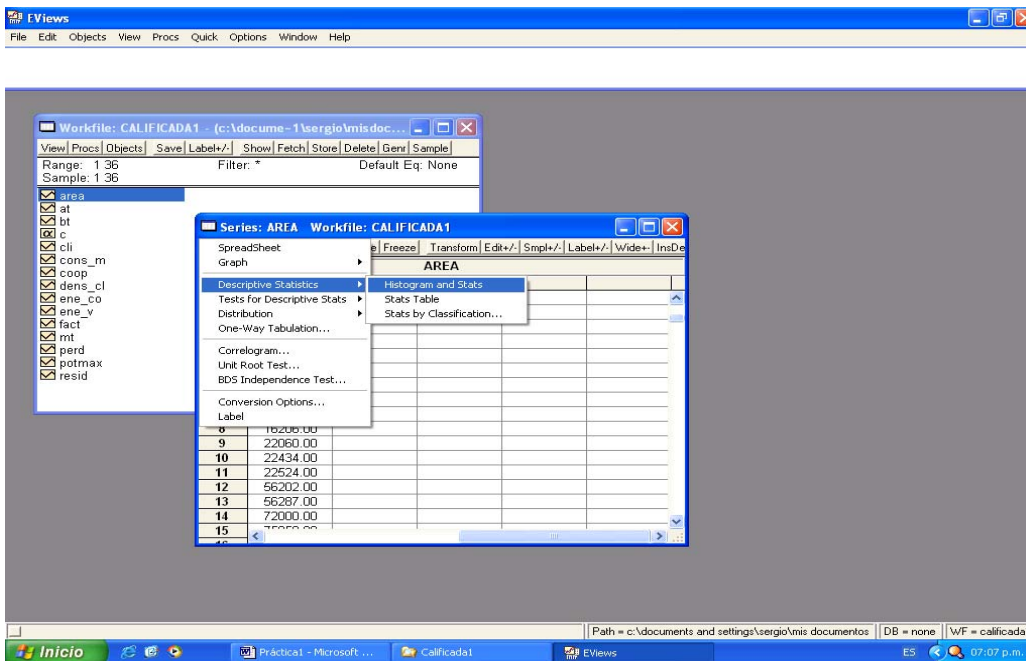


Finalmente, Eviews nos muestra la hoja de trabajo completa con el total de variables importadas, incluyendo el término constante y el vector de error.

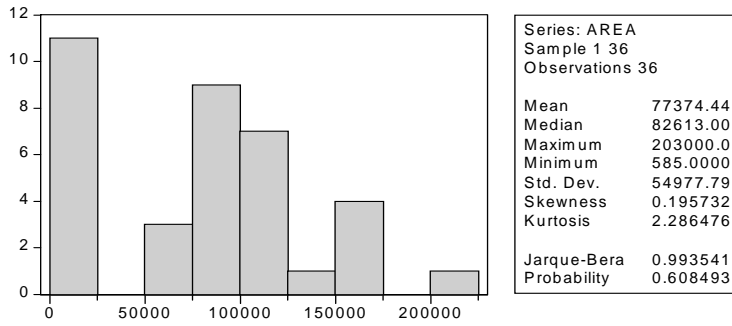


Luego de haber creado la hoja de trabajo, y de haber importado los datos, se procede a guardar dicha hoja de trabajo en el ordenador: **File/Save As/**

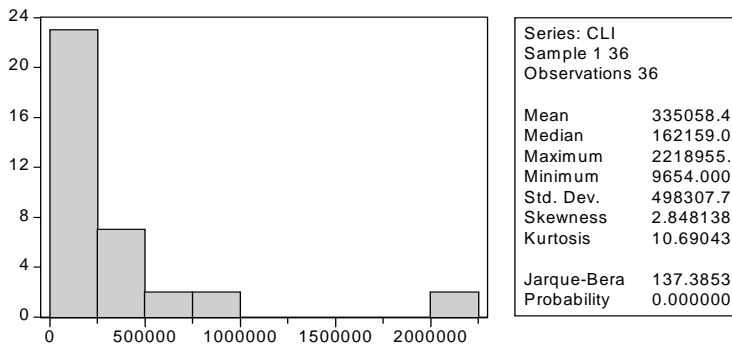
Estadísticos descriptivos básicos: Para mostrar los principales estadísticos de cada variable emplearemos los gráficos de “Histogramas”. Dando click a cada serie Eviews nos mostrará el detalle de los datos importados. Luego, en dicha ventana seleccionamos **View/Descriptive Statistics/Histogram and Stats**.



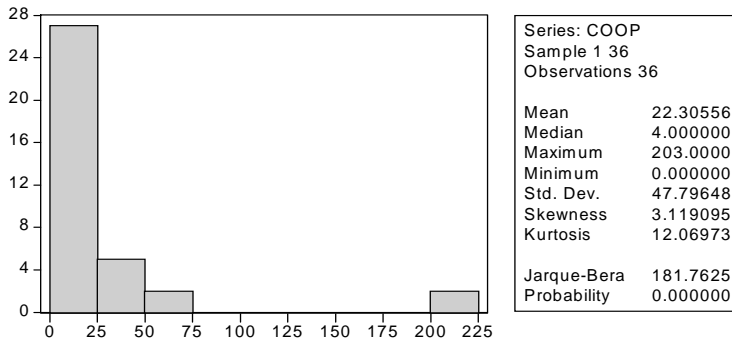
Variable Area (km2): Dimensión de la provincia en la que la empresa presta los servicios



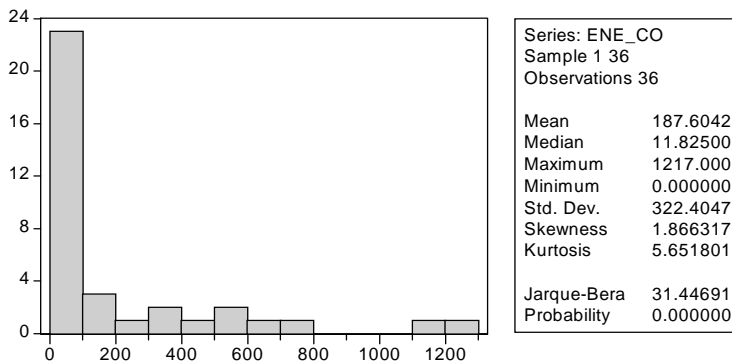
Variable CLI: Número de clientes



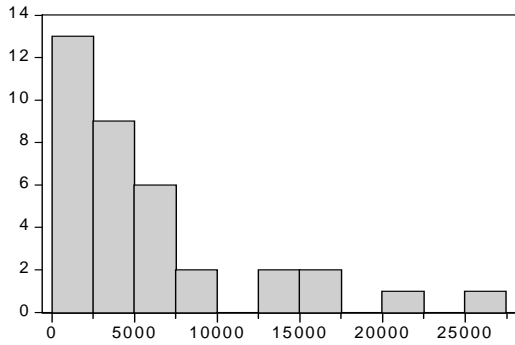
Variable COOP: Número de Cooperativas generadoras de energía



Variable ENE_CO: Energía generada por las Cooperativas (Gwh)

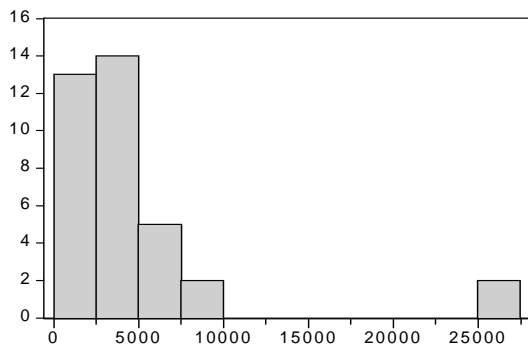


Variable BT: Líneas BT (km): Baja tensión



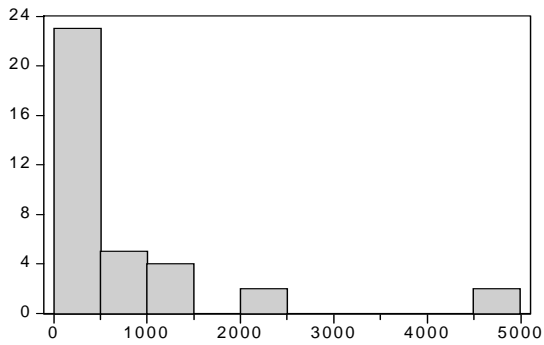
Series: BT	
Sample 1 36	
Observations 36	
Mean	5892.144
Median	3542.500
Maximum	25495.00
Minimum	0.000000
Std. Dev.	6249.852
Skewness	1.566662
Kurtosis	4.858797
Jarque-Bera	19.90927
Probability	0.000048

Variable MT: Líneas MT (km): Media tensión



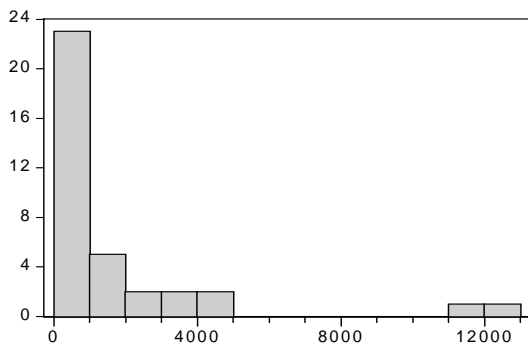
Series: MT	
Sample 1 36	
Observations 36	
Mean	4982.053
Median	3531.450
Maximum	26066.00
Minimum	517.0000
Std. Dev.	5622.731
Skewness	2.978744
Kurtosis	11.59960
Jarque-Bera	164.1673
Probability	0.000000

Variable AT: Líneas AT (km): Alta tensión



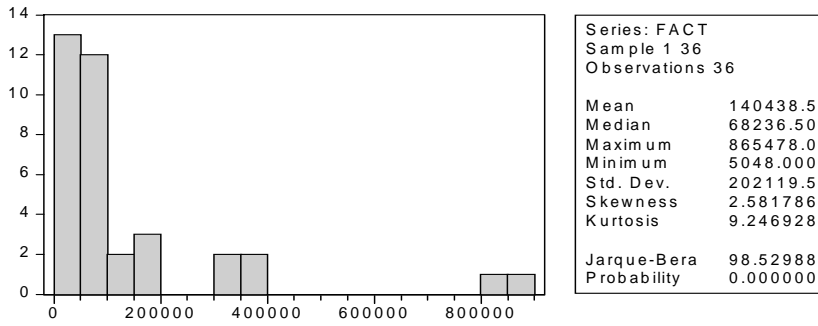
Series: AT	
Sample 1 36	
Observations 36	
Mean	687.4861
Median	305.0000
Maximum	4553.000
Minimum	0.000000
Std. Dev.	1096.956
Skewness	2.534435
Kurtosis	9.256046
Jarque-Bera	97.24731
Probability	0.000000

Variable ENE_V: Energía Vendida

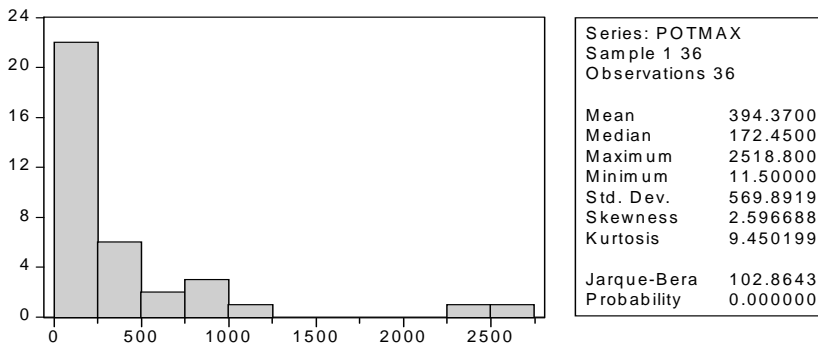


Series: ENE_V	
Sample 1 36	
Observations 36	
Mean	1738.552
Median	754.5000
Maximum	12301.00
Minimum	47.40000
Std. Dev.	2784.453
Skewness	2.897753
Kurtosis	10.95358
Jarque-Bera	145.2709
Probability	0.000000

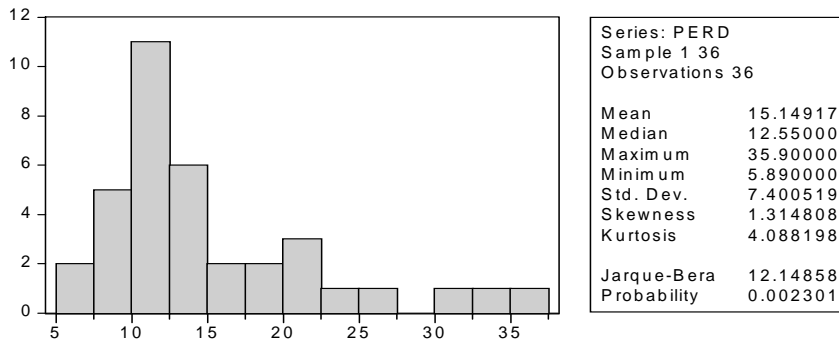
Variable FACT: FactxVent/sI (miles de \$): facturación, en miles de dólares



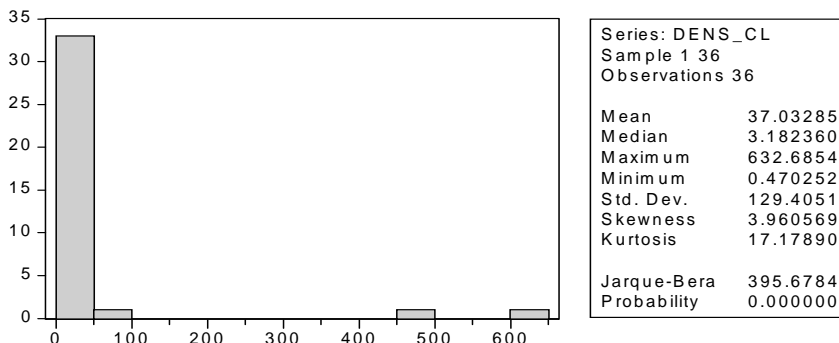
Variable POTMAX: Potencia máxima (Mw)



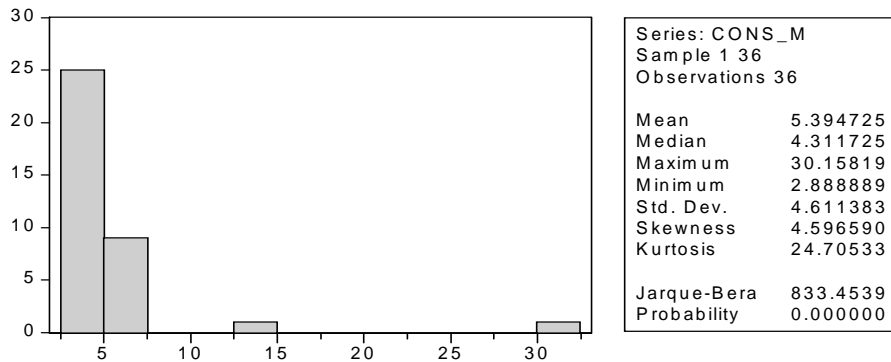
Variable PERD: Pérdidas (%): proporción de la electricidad generada que se pierde en la distribución



Variable DENS_CL: Densidad Clientes/Km2



Variable CONS_M: Consumo medio (Mwh): energía vendida por cliente = $Gwh * 1000 / N^{\circ}$ clientes

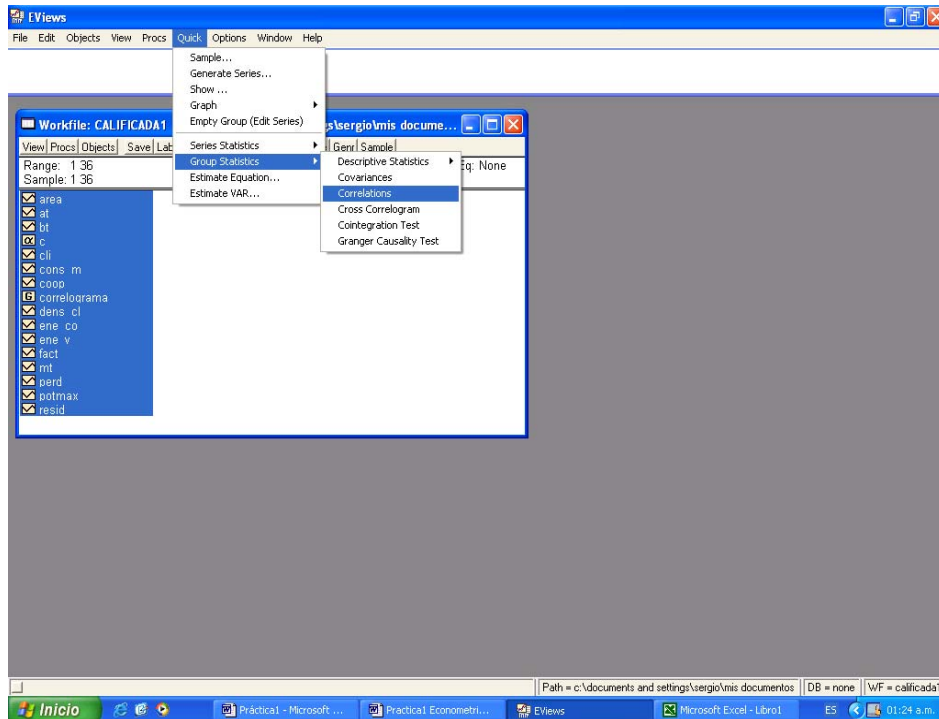


De la observación de los estadísticos básicos tenemos lo siguiente:

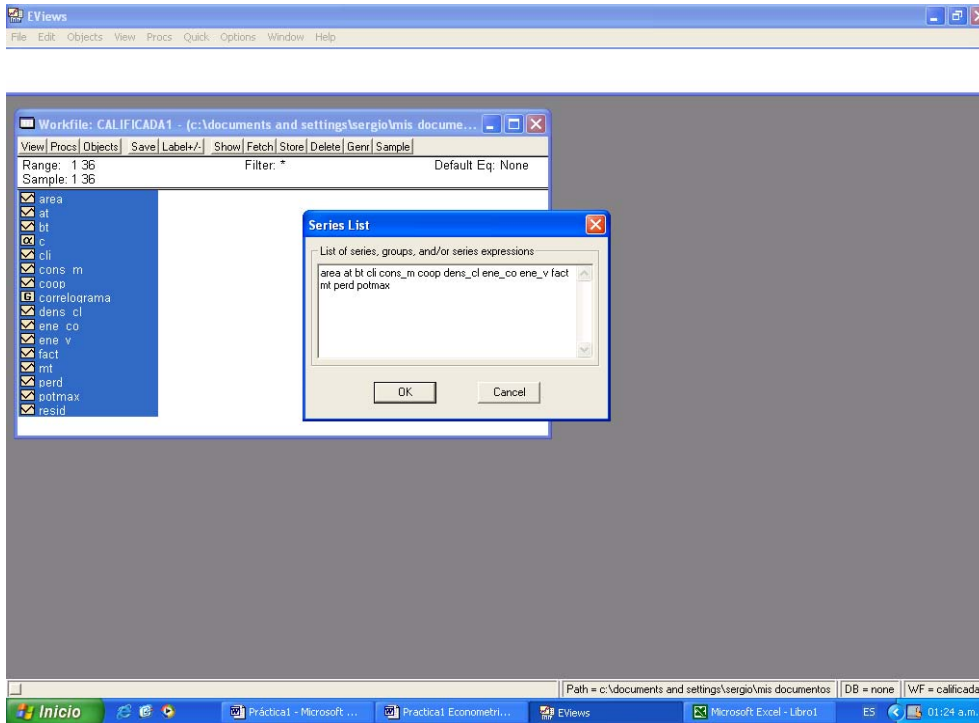
- A excepción de la variable PERD, el resto de variables muestra un elevado nivel de dispersión.
- A excepción de la variable PERD, el resto de variables presentan una distribución sesgada hacia la derecha.

Matriz de correlaciones entre las variables: Para obtener la matriz de correlaciones seguimos los siguientes pasos:

Paso 1: Especificamos la función de correlaciones - **Quick/Series Statistics/Correlogram.**



Paso 2: Al seleccionar la opción de correlaciones, debemos especificar qué variables queremos considerar en la matriz.



Luego de especificar las variables, Eviews nos arroja la siguiente matriz de correlaciones:

	AREA	AT	BT	CLI	CONS_M	COOP	DENS_CL	ENE_CO	ENE_V	FACT	MT	PERD	POTMAX
AREA	1.00	0.47	0.06	-0.11	0.00	0.48	-0.37	0.46	-0.11	-0.06	0.22	0.24	-0.06
AT	0.47	1.00	0.56	0.40	0.06	0.91	0.09	0.82	0.42	0.46	0.38	0.24	0.48
BT	0.06	0.56	1.00	0.91	-0.08	0.38	0.68	0.29	0.89	0.91	0.57	0.23	0.90
CLI	-0.11	0.40	0.91	1.00	-0.03	0.19	0.88	0.18	0.99	0.99	0.44	-0.03	0.98
CONS_M	0.00	0.06	-0.08	-0.03	1.00	0.05	0.00	0.22	0.09	0.06	-0.06	-0.21	0.10
COOP	0.48	0.91	0.38	0.19	0.05	1.00	-0.12	0.88	0.23	0.28	0.28	0.25	0.28
DENS_CL	-0.37	0.09	0.68	0.88	0.00	-0.12	1.00	-0.15	0.89	0.85	0.09	-0.21	0.85
ENE_CO	0.46	0.82	0.29	0.18	0.22	0.88	-0.15	1.00	0.22	0.28	0.34	0.14	0.29
ENE_V	-0.11	0.42	0.89	0.99	0.09	0.23	0.89	0.22	1.00	0.99	0.39	-0.07	0.99
FACT	-0.06	0.46	0.91	0.99	0.06	0.28	0.85	0.28	0.99	1.00	0.46	-0.02	0.99
MT	0.22	0.38	0.57	0.44	-0.06	0.28	0.09	0.34	0.39	0.46	1.00	0.25	0.43
PERD	0.24	0.24	0.23	-0.03	-0.21	0.25	-0.21	0.14	-0.07	-0.02	0.25	1.00	-0.05
POTMAX	-0.06	0.48	0.90	0.98	0.10	0.28	0.85	0.29	0.99	0.99	0.43	-0.05	1.00

Las celdas sombreadas corresponden a las correlaciones altas (mayor de 0.7). Observado la matriz se encuentra que las relaciones más fuertes se presentan entre las siguientes variables (todas las relaciones son positivas):

Variable de Referencia	Variables con la que muestra alta correlación			
	AT	COOP	ENE_CO	
BT	CLI	ENE_V	FACT	POTMAX
CLI	DENS_CL	ENE_V	FACT	POTMAX
COOP	ENE_CO			
DENS_CL	ENE_V	FACT	POTMAX	
ENE_V	DENS_CL	FACT	POTMAX	
FACT	POTMAX			

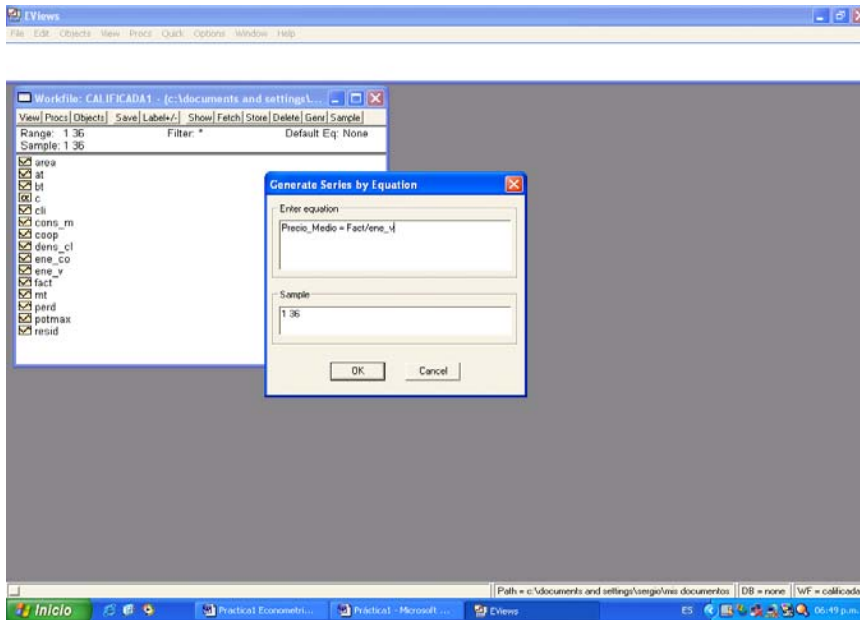
Generación de la Variable “Precio Medio”: El regulador formula la siguiente relación funcional para intentar explicar el consumo medio de energía (*modelo teórico*):

$$\text{Consumo Medio} = F(\text{Características del entorno, Economías de Escala, Características Técnicas de Distribución, Precio de la energía})$$

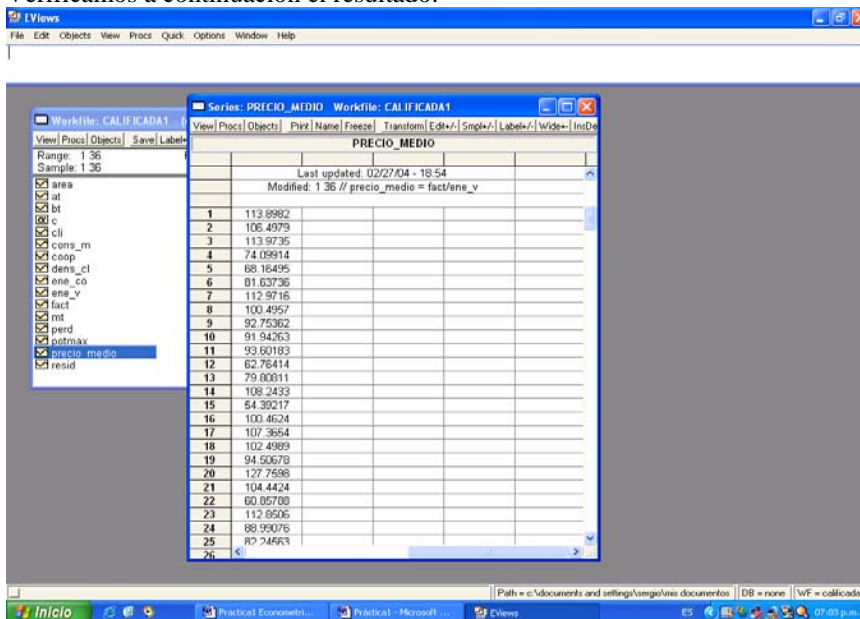
Para tales efectos, se formula la siguiente expresión (*modelo econométrico*):

$$\text{Consumo Medio} = B1 + B2*\text{Área en km}^2 + B3*N^{\circ} \text{ Clientes} + B4*\text{Potencia máxima (Mw)} + B5*\text{Pérdidas (\%)} + B6*\text{Precio Medio} + U$$

El precio medio se obtiene dividiendo la facturación por ventas entre la energía vendida. En EViews, seleccionamos *Quick/ Generate Serie*. En la ventana de generación definimos: **Precio_Medio = Fat/ene_v**.

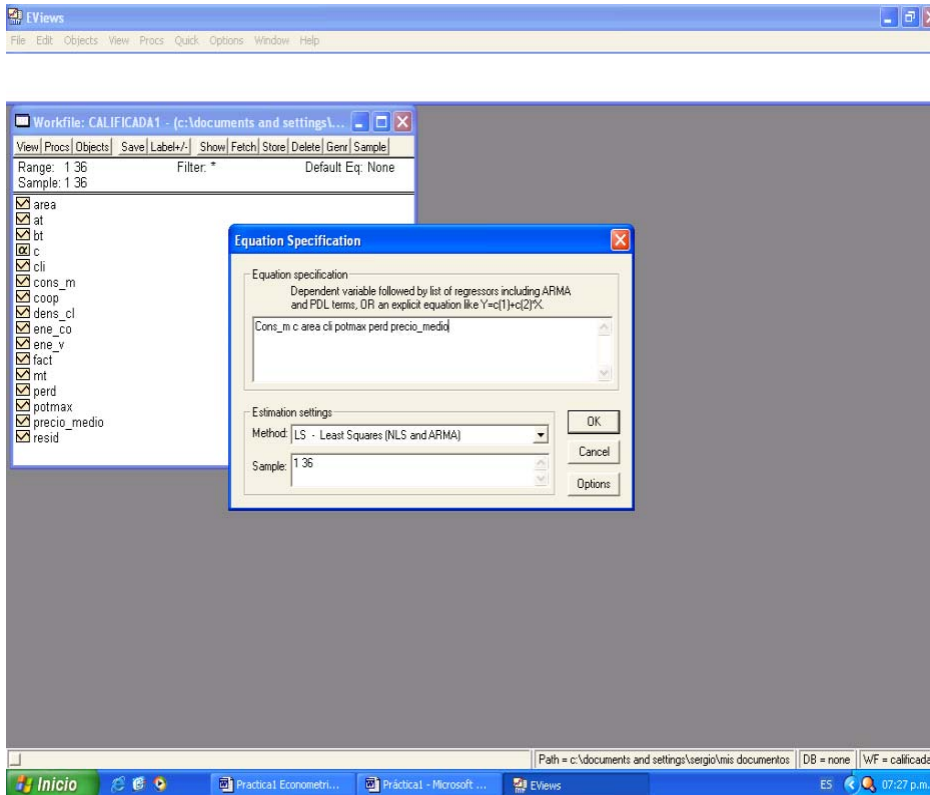


Verificamos a continuación el resultado:



Estimación por el método de los mínimos cuadrados ordinarios: Para obtener la regresión por el método de mínimos cuadrados ordinarios vamos a **Quick/Estimate Equation**. En dicha ventana debemos especificar lo siguiente:

- *Variables del modelo.*- se ingresa la variable endógena en primer lugar, luego se incluye el intercepto, y posteriormente las variables explicativas.
- *Método de Estimación.*- el método a emplear para la estimación de los parámetros es el de “Least Squares”, correspondiente al método de mínimos cuadrados ordinarios.
- *Rango de la muestra:* La muestra considera 36 empresas.



El resultado obtenido es el siguiente:

Dependent Variable: CONS_M
 Method: Least Squares
 Date: 02/27/04 Time: 19:29
 Sample: 1 36
 Included observations: 36

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	13.23858	3.793081	3.490193	0.0015
AREA	-2.25E-05	1.08E-05	-2.093203	0.0449
CLI	-3.82E-05	6.38E-06	-5.985869	0.0000
POTMAX	0.032727	0.005688	5.753274	0.0000
PERD	0.023028	0.083168	0.276892	0.7838
PRECIO_MEDIO	-0.072304	0.040721	-1.775579	0.0859
R-squared	0.629286	Mean dependent var		5.394725
Adjusted R-squared	0.567500	S.D. dependent var		4.611383
S.E. of regression	3.032664	Akaike info criterion		5.207772
Sum squared resid	275.9115	Schwarz criterion		5.471691
Log likelihood	-87.73989	F-statistic		10.18497
Durbin-Watson stat	1.981752	Prob(F-statistic)		0.000009

Análisis individual de las variables: El modelo estimado se resume con la siguiente expresión:

$$\text{CONS_M} = 13.23858 - 0,0000225 * \text{area} - 0.0000382 * \text{cli} + 0.032727 * \text{potmax} + 0.023028 * \text{perd} - 0.072304 * \text{precio_medio}$$

Dicho resultado nos dice:

- Un aumento de 1 km² en la dimensión de una provincia donde una empresa presta servicios genera una reducción del consumo medio por cliente de 0,0000225 MWh.
- La consideración de un cliente adicional origina una reducción del consumo medio de 0,0000382 MWh.
- Un aumento de 1MW en la potencia máxima origina un incremento del consumo medio de 0,032727 MWh.
- Un incremento en 1% en las pérdidas origina un incremento del consumo medio de 0,023028 MWh.
- Un incremento del precio medio de 1000\$ por GWh (1 mil \$/GWh) origina una disminución del consumo medio de 0,072304 MWh.

En relación con los signos esperados:

- Por definición, la variable endógena equivalente al consumo medio de energía ha sido estimada dividiendo el total de energía vendida entre el número de clientes. De esta manera, era lógico esperar un parámetro negativo para la variable explicativa “número de clientes”.

$$\text{Consumo medio (Mwh)} : \frac{\text{Energía vendida (Gwh * 1000)}}{\text{Nº clientes}}$$

Ello implica que : Si \uparrow Nº clientes \Rightarrow \downarrow Consumo medio

- Respecto de la dimensión geográfica de la provincia donde una empresa presta servicios, la lógica nos dice que a mayor área mayor número de clientes, luego, a mayor número de clientes menor consumo medio.
- Respecto del porcentaje de pérdida (proporción de la electricidad generada que se pierde en la distribución), se espera que un aumento de dicha tasa reduzca el total de energía vendida. Luego, por definición, una reducción del total de energía vendida reduce el consumo medio por cliente.

Siendo:

$$\text{Energía Vendida} = \text{Energía Generada} - \text{Pérdida}$$

Luego: \uparrow Pérdida \Rightarrow \downarrow Energía Vendida \Rightarrow \downarrow Consumo Medio

- Respecto de la potencia máxima, un aumento de la misma implica la consideración de un mayor nivel de energía a nivel de toda la red. Ello eleva directamente el registro total de energía, hecho que termina por elevar el total de energía vendida (aún deduciendo los porcentajes de pérdida). Luego, por definición, un aumento del total de energía vendida eleva el consumo medio por cliente.
- En relación con el precio medio, es lógico esperar que un aumento del nivel de precios reduzca el consumo (ley de la demanda), la propia formación de las variables nos permite verificar la relación:

$$\text{Si: } \text{Consumo Medio} = \frac{\text{Energía Vendida}}{\text{N· Clientes}}$$

$$\text{Precio Medio} = \frac{\text{Facturación}}{\text{Energía Vendida}}$$

Entonces:

$$\text{Consumo Medio} = \frac{\text{Facturación}}{\text{Precio Medio} * \text{N· Clientes}}. \text{ Luego: } \uparrow \text{ Precio Medio} \Rightarrow \downarrow \text{ Consumo Medio}$$

En relación con la significancia estadística: En principio debemos especificar un valor de referencia respecto del estadístico de tabla a un 95% de confiabilidad. Para ello se considerará¹: $T_{Tabla95\%} \approx 2$.

Luego, todo valor del estadístico T-student estimado en la regresión que supere a 2 en valor absoluto, implicará el caer fuera del área de aceptación de la hipótesis nula, hecho que nos conllevará a rechazar dicha hipótesis con un porcentaje de error del 5%.

- Respecto de la variable explicativa “número de clientes”, verificamos que:

Estadístico T-student = - 5.9859. En términos absolutos: $5.9859 > T_{Tabla95\%}$
Adicionalmente, Probabilidad de error asociada = $0.0000 < 0.05$

Ambos indicadores nos llevan a rechazar la hipótesis nula y aceptar en su defecto la hipótesis alternativa, es decir, aceptamos la hipótesis de significancia individual de la variable. Considerando la metodología de estimación de la variable endógena, el resultado obtenido era absolutamente esperado.

- Respecto de la variable explicativa “área”, verificamos que:

Estadístico T-student = - 2.0932. En términos absolutos: $2.0932 > T_{Tabla95\%}$
Adicionalmente, Probabilidad de error asociada = $0.0449 < 0.05$

Ambos indicadores nos llevan a rechazar la hipótesis nula y aceptar en su defecto la hipótesis alternativa, es decir, aceptamos la hipótesis de significancia individual de la variable.

- Respecto de la variable explicativa “pérdida”, verificamos que:

Estadístico T-student = 0.2769. En términos absolutos: $0.2769 < T_{Tabla95\%}$
Adicionalmente, Probabilidad de error asociada = $0.7838 > 0.05$

Ambos indicadores nos impiden rechazar la hipótesis nula. De esta manera, el resultado nos indica que dicha variable no es significativa para explicar el comportamiento del consumo medio de energía.

- Respecto de la variable explicativa “potencia máxima”, verificamos que:

Estadístico T-student = 5.7532. En términos absolutos: $5.7532 > T_{Tabla95\%}$
Adicionalmente, Probabilidad de error asociada = $0.0000 < 0.05$

Ambos indicadores nos llevan a rechazar la hipótesis nula y aceptar en su defecto la hipótesis alternativa, es decir, aceptamos la hipótesis de significancia individual de la variable

- Respecto de la variable explicativa “precio medio”, verificamos que:

Estadístico T-student = -1.7755. En términos absolutos: $1.7755 < T_{Tabla95\%}$
Adicionalmente, Probabilidad de error asociada = $0.0859 > 0.05$

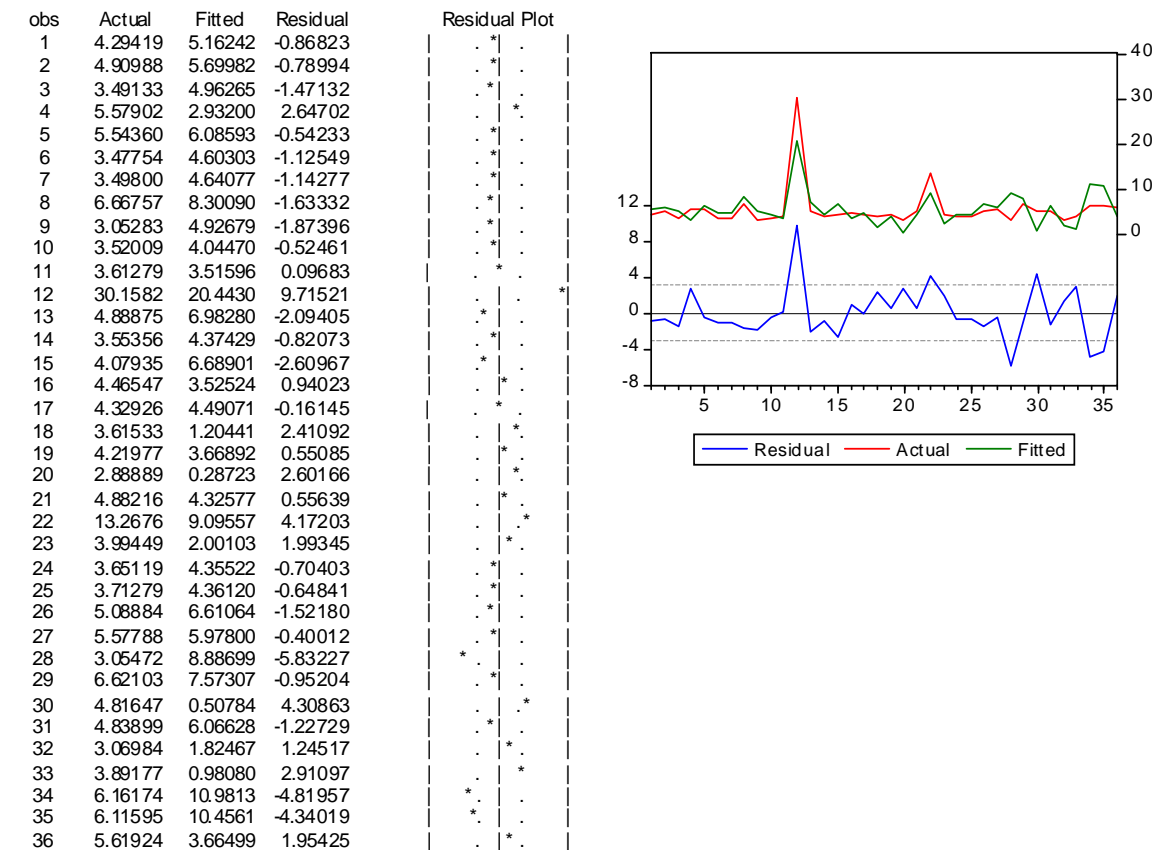
Ambos indicadores nos impiden rechazar la hipótesis nula. Sin embargo, si se amplía un poco el rango de error, como al 8%, definitivamente los indicadores estimados si permitirían rechazar dicha hipótesis. Es decir, estadísticamente hablando, si bien la variable “Precio Medio” resulta no relevante a un nivel de significancia del 95%, a un nivel del 92% si lo es.

¹ En estricto, es necesario identificar el valor de tablas con 30 grados de libertad ($N-k = 36-6 = 30$). Sin embargo, está demostrado que un valor aproximado a 2 permite evaluar las pruebas de significancia sin riesgo mayor.

Significancia conjunta o grado de ajuste del modelo: Al evaluar la significación conjunta del modelo, encontramos que el estadístico de la F de Fisher es igual a 10,18, valor que supera ampliamente al valor de tablas (que de manera convencional se suele tomar como 4). Revisando la probabilidad de error asociada, se verifica que dicha probabilidad es de 0.000009, valor inferior al 5%. De esta manera, considerando ambos indicadores rechazamos la hipótesis nula de no significancia conjunta al 95% de significancia ($H_0: b_2=b_3=b_4=b_5=b_6=0$). En consecuencia, podemos afirmar que el modelo es globalmente significativo para explicar el consumo medio de energía.

Con relación a la bondad del ajuste, se puede observar que las cinco variables explicativas consideradas en el modelo ayudan a explicar aproximadamente el 63% del comportamiento de la variable endógena (un 57% si consideramos el R^2 ajustado). Esto significa que si bien el ajuste es aceptable, podrían incluirse nuevas variables explicativas o hacer ajustes en el modelo que permitan explicar en mayor medida el comportamiento del consumo medio de energía.

**Gráfico1: Resultados en Niveles
Residuos-Consumo Actual-Consumo Estimado**



Al lado izquierdo se presenta la comparación entre el valor actual del consumo medio de energía por empresa (Actual) y el valor estimado por el modelo de regresión (Fitted), especificando además el residuo correspondiente en cada caso. Junto a la tabla de comparación se puede apreciar un análisis de significancia en banda de los errores de estimación. Tal como se puede apreciar, existen 6 casos para los cuales el error de estimación sale de la banda de aceptación deseable.

Al lado derecho se presenta otra forma de presentar los resultados antes señalados. Dicho gráfico presenta la comparación de las variables en dos niveles: En la parte superior verificamos que si bien el consumo estimado parece ajustar bastante bien en comparación con los datos reales, en la parte inferior encontramos que en el ploteo de los residuos por empresa existen varios puntos que salen del rango o banda de aceptación.

Dichos resultados corrobora nuestra afirmación en el sentido de que si bien el modelo explica buena parte del comportamiento del consumo medio de energía, existe aún un buen porcentaje de dicho comportamiento que no ha logra ser capturado en el modelo. Así por ejemplo, considérese el mismo modelo pero expresado en logaritmos:

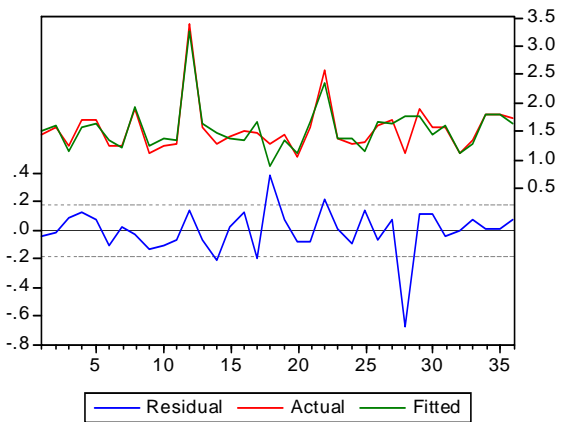
$$\text{LnCONS}_M = \beta_1 + \beta_2 * \text{LnAREA} + \beta_3 * \text{LnCLI} + \beta_4 * \text{LnPOTMAX} + \beta_5 * \text{PERD} + \beta_6 \text{Precio}_\text{Medio} + u$$

La expresión del modelo en logaritmos contribuye a aminorar los efectos generados por las serias diferencias que existen a nivel de las diversas unidades de medida de las variables que componen el modelo, así como a disminuir el efecto de la dispersión de las mismas (tal como se indicó en el inicio del presente informe, las variables consideradas en el modelo presentabas dispersiones elevadas).

Gráfico2: Resultados en Logaritmos²
Residuos-Consumo Actual-Consumo Estimado

Dependent Variable: LNCONSUMO
Method: Least Squares
Date: 02/28/04 Time: 13:52
Sample: 1 36
Included observations: 36

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	8.231089	1.103153	7.461421	0.0000
LNCLIENTES	-0.882437	0.077896	-11.32838	0.0000
LNAREA	-0.011082	0.022742	-0.487294	0.6296
PERD	-0.000454	0.005197	-0.087393	0.9309
LNPOITMAX	0.888135	0.078616	11.29718	0.0000
LNPRECIO	-0.132950	0.214452	-0.619951	0.5400
R-squared	0.858434	Mean dependent var	1.547231	
Adjusted R-squared	0.834840	S.D. dependent var	0.435309	
S.E. of regression	0.176909	Akaike info criterion	-0.475347	
Sum squared resid	0.938908	Schwarz criterion	-0.211427	
Log likelihood	14.55624	F-statistic	36.38308	
Durbin-Watson stat	2.402157	Prob(F-statistic)	0.000000	

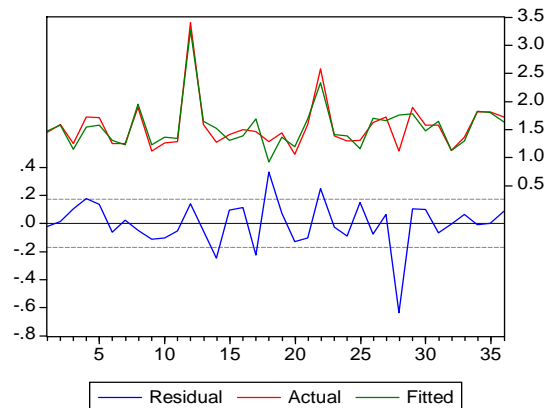


La versión en logaritmos ha generado resultados muchos más estrictos. Si bien la significancia conjunta ha mejorado (el nuevo modelo explica ahora el 84% del comportamiento del consumo), existen ahora 3 variables no significativas. Si eliminamos dichas variables el resultado sería el siguiente:

Gráfico3: Resultados eliminando Variable no Significativas
Residuos-Consumo Actual-Consumo Estimado

Dependent Variable: LNCONSUMO
Method: Least Squares
Date: 02/28/04 Time: 14:01
Sample: 1 36
Included observations: 36

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	7.644192	0.525759	14.53935	0.0000
LNCLIENTES	-0.904519	0.069247	-13.06215	0.0000
LNPOITMAX	0.913126	0.065625	13.91436	0.0000
R-squared	0.854379	Mean dependent var	1.547231	
Adjusted R-squared	0.845554	S.D. dependent var	0.435309	
S.E. of regression	0.171075	Akaike info criterion	-0.613775	
Sum squared resid	0.965799	Schwarz criterion	-0.481815	
Log likelihood	14.04794	F-statistic	96.80817	
Durbin-Watson stat	2.409052	Prob(F-statistic)	0.000000	



² Los estimadores obtenidos de este nuevo modelo se interpretan en términos de cambios porcentuales. Por ejemplo, un incremento de 1% en la variable POTMAX genera un incremento aproximado del 0,89% en el consumo medio y, un incremento de 1% en la variable CLI genera un decremento aproximado del 0,88% en el consumo medio.

Predicción: Nos piden estimar el consumo medio de energía de una provincia que presenta los siguientes datos.

Area(km2)	6000	Nº Clientes	118000
Nº Cooperativas generadoras de energía	0	Energía generada por las Coop (Gwh)	20
Lineas BT (km)	1000	Lineas MT (km)	6450
Lineas AT (km)	0	Energía Vendida (Gwh)	1500
FactxVent/sI (miles de \$)	52000	Potencia máxima (Mw)	31.5
Resultados (%)	16.8		19.67
Precio Medio	34.67		

Método 1.- Retomando la ecuación estimada tenemos:

$$\text{CONS_M} = 13.23858 - 0.0000225 * \text{area} - 0.0000382 * \text{cli} + 0.032727 * \text{potmax} + 0.023028 * \text{perd} - 0.072304 * \text{precio_medio}$$

Considerando los valores correspondientes a la nueva provincia tenemos:

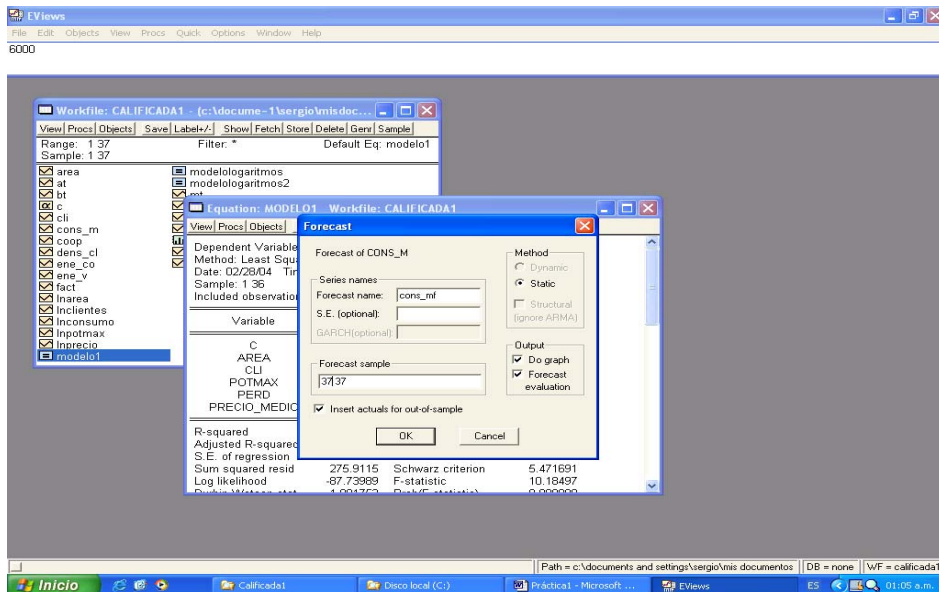
$$\text{CONS_M} = 13.23858 - 0.0000225 * 6000 - 0.0000382 * 118000 + 0.032727 * 31.5 + 0.023028 * 16.8 - 0.072304 * 34.67 = 7.505 \text{ MWh.}$$

Método 2.- Empleando la definición de la variable:

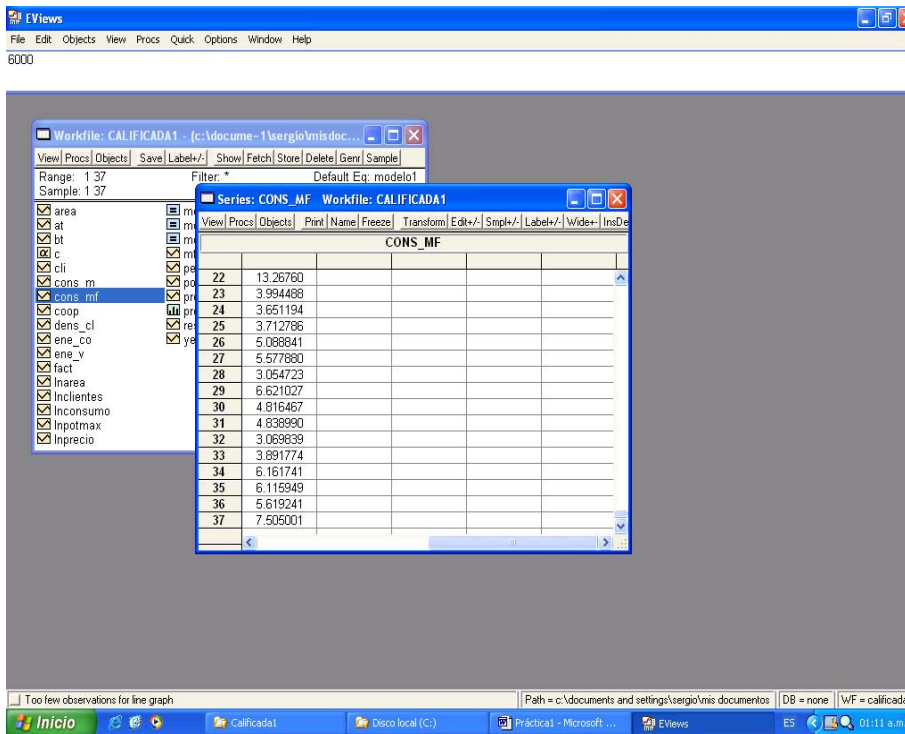
$$\text{Consumo medio (Mwh)} : \frac{\text{Energía vendida (Gwh * 1000)}}{\text{Nº clientes}} = \frac{1500 * 1000}{118000} = 12.712 \text{ Mwh}$$

Método 3.- Empleando la opción “Forecas”t de Eviews:

- Como primer paso se debe ampliar el rango considerado para la hoja de trabajo de 36 a 37.
- Posteriormente se amplia también el rango de la muestra a fin de introducir los datos de las variables explicativas.
- Incorporamos también el valor de la variable endógena estimada mediante el método 2. Dicho valor nos permitirá hacer una evaluación del nivel de predicción del modelo.
- Seguidamente, después de haber introducido los valores de las variables explicativas, procedemos a obtener la predicción de la variable endógena, escogiendo la opción FORECAST de la barra de herramientas (especificando que sólo deseamos estimar el resultado para el período 37):

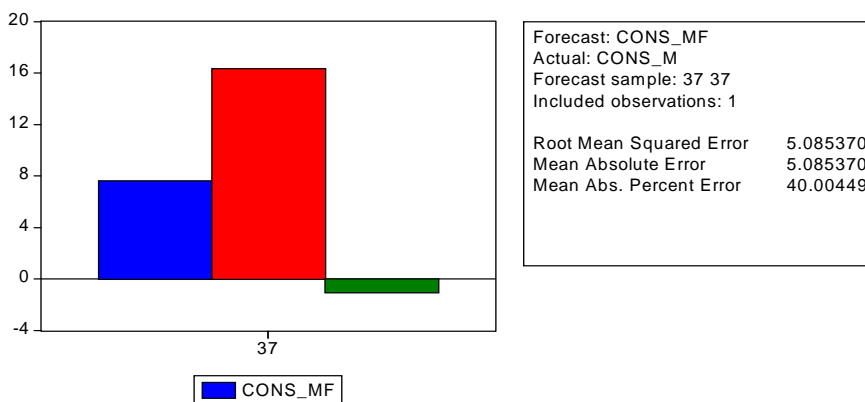


El resultado obtenido se presenta a continuación:



Al respecto, es importante señalar que Eviews realiza la proyección definiendo la variable Cons_MF, la cual se caracteriza por especificar el valor de las predicciones obtenidas para el período correspondiente a la ampliación de la muestra. Tal como se puede apreciar, el valor obtenido para la muestra 37 equivale a **7.505 MHw**, valor que coincide con la estimación realizada bajo la primera metodología.

El resultado de la predicción, especificando los estadísticos que permiten evaluar la capacidad de predicción del modelo se presentan a continuación:



A partir de los resultados anteriores, se observa que el modelo muestra un EPAM superior al 40, lo cual indica una limitada capacidad predictiva del modelo.