Introducción al Limdep

Por Douglas C. Ramírez Vera

1.1. Introducción

1.1.1. Especificación

La econometría se puede definir como la aplicación de métodos matemáticos y estadísticos al análisis de datos con el propósito de dar contenido empírico a las teorías económicas a objeto de verificarlas o refutarlas. Para ello se utiliza, como instrumento, un modelo que llamamos modelo econométrico, el cual trata de ser una representación simplificada del mundo real. Este modelo es expresado a través de una representación matemática. Por ejemplo si se representa una función de demanda del consumo de un bien, por teoría económica la cantidad demandada (Q) depende inversamente del precio (P) y directamente del ingreso (Y), es decir:

$$Q=f(P,Y) \text{ con } f'_P<0 \text{ y } f'_Y>0$$

Para poder trabajar con este modelo se ha de suponer una forma funcional para *f*, por ejemplo se puede suponer dos formas funcionales, la primera lineal

$$Q=b_0+b_1P+b_2Y+ \varepsilon$$

Donde b_0; representa la demanda media, b_1; representa la pendiente o respuesta marginal de la cantidad demandada por un cambio en el precio y $+b_2$; representa la pendiente o respuesta marginal de la cantidad demandada por un cambio en el ingreso y ε; representa un error aleatorio no predecible.

Por otro lado una representación no-lineal. Como $Q = A\ P^{\beta}\ \ Y^{\gamma}\ e^{\varepsilon}$; donde e es el numero neperiano base del logaritmo natural. Esta relación puede ser linealizada en los parámetros aplicando logaritmo natural quedando una relación lineal en los parámetros pero no en las variables las cuales han sido transformadas

$$Log(Q)=\alpha+\beta log(P)+\gamma log(Y)+\varepsilon$$

Donde α representa la el logaritmo de la constante (α =log(A)) , β representa la elasticidad precio directa y mide el grado de flexibilidad de respuesta de la cantidad demandada por un cambio en el precio; γ, representa la elasticidad ingreso y mide el grado de flexibilidad o de respuesta de la cantidad demandada por un cambio en el ingreso, y, finalmente, ε; representa un error aleatorio no predecible

La definición de la forma funcional se conoce como proceso de especificación donde se trata de establecer una forma matemática que se adapte lo mejor posible a los datos y así poder obtener con un método de estimación del valor de los parámetros que es lo no conocido por el analista, ya que los datos observados de cuanto compro, a que precio y con que ingreso disponible se obtienen a través de entrevistas, con una adecuada selección muestral.

Existen diversos criterios para realizar estimaciones de las relaciones funcionales como el criterio de máximo verosimilitud y el de mínimos cuadrados ordinarios. El primero consiste en elegir un conjunto de parámetros particulares que con mayor probabilidad han generado el proceso que caracteriza la muestra disponible. El segundo pretende minimizar la distancia cuadrática entre los valores observados y una forma funcional dada. Bajo ciertos supuestos ambos criterios coinciden.

1.1.2. Estimación

Supongamos que se especifica una forma funcional determinada para el valor medio de la distribución de la función de demanda $f(Q|P,Y, \beta)$ que es nuestra función de densidad conjunta de la muestra dado un vector de parámetros β,

$$E(Q|P,Y, \beta)=h(P,Y; \beta)$$

El criterio mínimo cuadrático para la obtención de un estimador de un vector de parámetros,β (betas o pendientes), se basa en elegir aquel valor de los β que, dada la muestra disponible, minimice la siguiente función de distancia entre los valores observados Q y el modelo estimado h(P,Y; β).

$$S(\beta)=[Q- h(P,Y; \beta)]'[Q- h(P,Y; \beta)]$$

Si se tienen T observaciones este criterio lo podemos escribir como:

$$S(\beta)=\Sigma^{T}{}_{t=1}[Q- h(P,Y; \beta)]^2$$

Dependiendo de la función de distancia elegida se determinará un criterio mínimo cuadrático diferente. Si suponemos que h(.) es lineal entonces la función objetivo será:

$$S(\beta)=\Sigma^{T}{}_{t=1}[Q- b_0-b_1P-b_2Y]^2$$

En este caso el criterio mínimo cuadrático general recibe el nombre especifico de mínimos cuadrados ordinarios (MCO).

Si se quisiera dar mayor peso a las observaciones que se encuentran menos alejadas de los valores medios esperados se puede construir una matriz cuadrada de ponderadores (W_{TT}) que recoja distintas ponderaciones para distintas desviaciones, reformulándose el criterio de la forma:

$$S(\beta)=[Q- h(P,Y; \beta)]'W[Q- h(P,Y; \beta)]$$

El método de estimación que se basa en elegir los valores de β (del vector de parámetros o betas estimados) que minimizan la función se denominan mínimos cuadrados generalizados.

1.2. El programa LIMDEP.

El LIMDEP es un paquete completo para la estimación y análisis para estimar y analizar modelos econométricos. Esta orientado fundamentalmente al análisis de corte transversal y a los modelos de datos a panel. Pero la mayoría de los problemas típicos de análisis de series de tiempo pueden ser realizados con el programa econométrico. Los procesos básicos para el análisis de datos que contiene el programa son:

- Estadísticas descriptivas (medias, desviación estándar valores máximos y mínimos, sesgo y asimetría)
- Estratificación de datos (Quintiles, cuartiles percentiles, gráficos de normalidad)
- Análisis de regresión y regresión por etapas.
- Identificación de series de tiempo univariantes, función de autocorrelación y autocorrelación muestral.
- Tabulación de datos cruzado, histogramas y diversos gráficos de prueba y análisis.

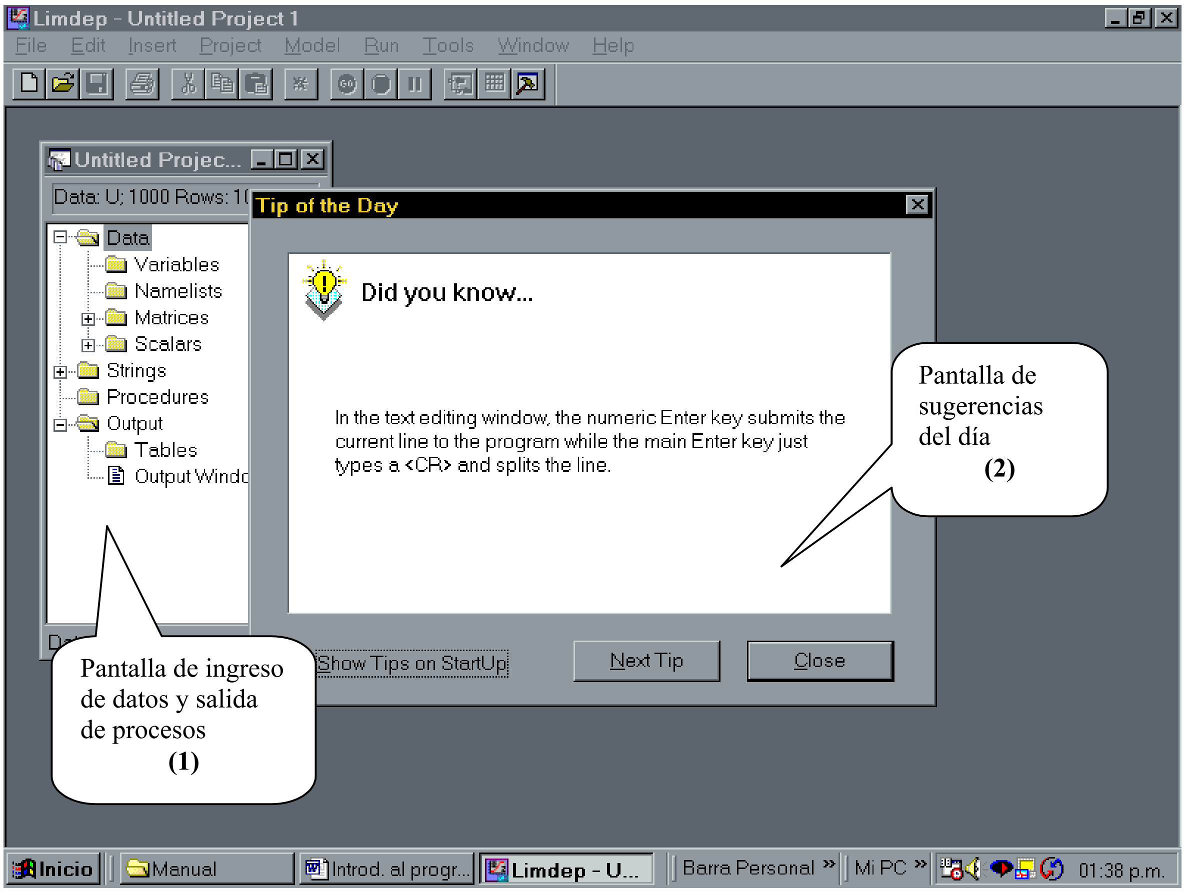
Se pueden realizar otras extensiones en los modelos de regresión que son frecuentes y necesarios para la enseñanza y la investigación, como:

- Estimación robusta del error estándar en modelos con heterocedasticidad.
- Estimación robusta del error estándar en modelos con autocorrelación.
- Estimación robusta del error estándar en modelos con heterocedasticidad multiplicativa.
- Estimación de modelos con heterocedasticidad y autocorrelación en datos agrupados a panel.
- Estimación de modelos Box-Cox
- Estimación de modelos con efectos aleatorios y efectos fijos en datos a panel
- Estimación de modelos con rezagos distribuidos, ARIMA y ARMAX
- Estimación de modelos no lineales uniecuacionales y multiecuacionales
- Estimación de modelos lineales y no lineales de regresiones aparentemente no relacionadas (SURE).
- Estimación de modelos de ecuaciones simultaneas.

El LIMDEP es muy conocido por su capacidad de estimar modelos con variable dependiente cualitativa, de respuesta simple y respuesta múltiple y variables dependientes limitadas o truncadas (de hecho por eso proviene su nombre en inglés (LIMited DEPendent variables).. No existe otro paquete econométrico en el mercado que soporte tan gran variedad de modelos no lineales como estimaciones múltinomiales, Tobit, frontera estocásticas, modelos con distribución de Poisson entre otras especificaciones. Se sugiere para más detalle ver el manual.

1.3. Inicio

Al iniciar el programa surgen dos ventanas o pantallas (1) Es la pantalla de ingreso y salida de datos y procesos y la otra (2) es la pantalla de sugerencias del día



1.3.1. Área de trabajo Project

Cuando se trabaja con LIMDEP, se tiene como propósito analizar un conjunto de datos. El paquete provee un grupo de "áreas de trabajo" ellas resumen los resultados parciales de los procesos y estas áreas sólo están limitadas por la capacidad de memoria de su equipo.
En la pantalla de entrada y salida de datos (Project) incluye lo siguiente:
La carpeta o archivo de Datos (DATA) posee las siguientes sub archivos (carpetas)

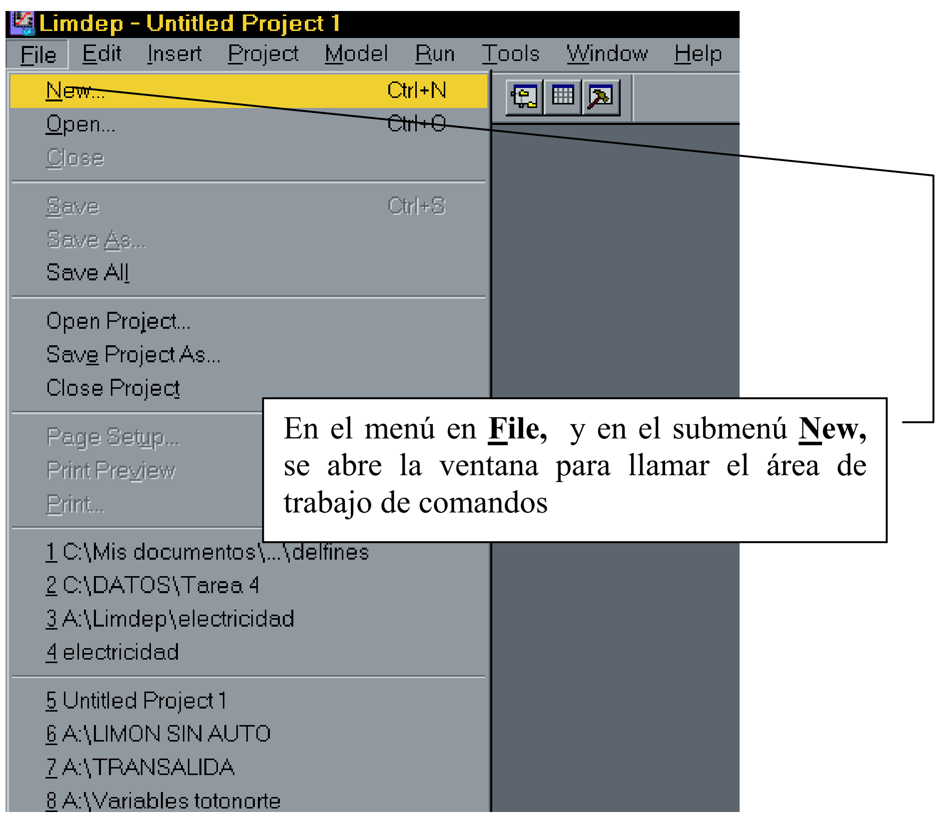
- Carpeta de Variables: Contiene las variables (vectores columna) con los cuales se trabajara.
- Carpeta de Matrices: Es el área de matrices, el modelo mantiene los últimos resultados en matrices

- Carpeta de escalares (Scalars): Es un banco de nombres de escalares o números creados en el proceso de estimación en dicha carpeta como en la carpeta de matrices existen nombres reservados por el paquete.
- Carpeta Namelist: Contiene los nombres que son usados para representar una o más variables, cuando representa más de una variable se trabaja como una matriz cada nombre y puede contener más de 100 nombres.
- La carpeta String: Guarda los criterios de estratificación para algunos procesos
- Carpeta de Procedures: Sonposibles grupos de comandos que pueden ser incluidos como subrutina
- Carpeta Output: esta incluye la carpeta o archivo de tablas y el archivo de salidas (output) donde se registra los procedimientos compilados línea por línea.
    - Tables: Muestra los resultados del último modelo estimado

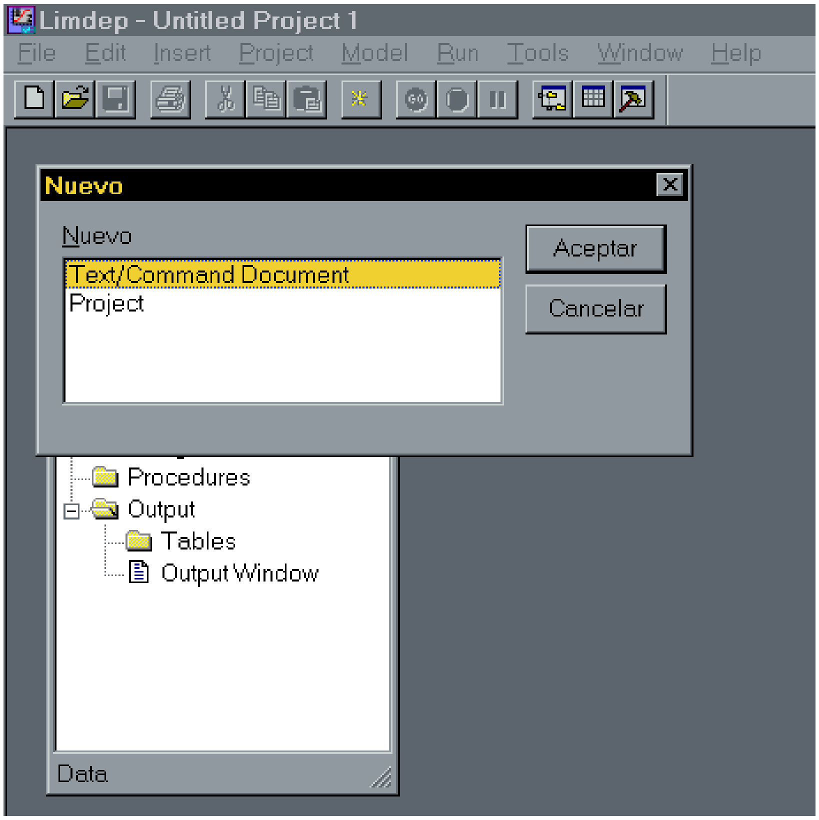
En cada caso se puede guardar cada conjunto de información con el uso de los comandos CREATE, CALC y NAMELIST. Se puede recorrer la ventana de Project y ver que hay en cada archivo o área de trabajo.

1.3.2. Área de trabajo TEXT o Documento de comandos.

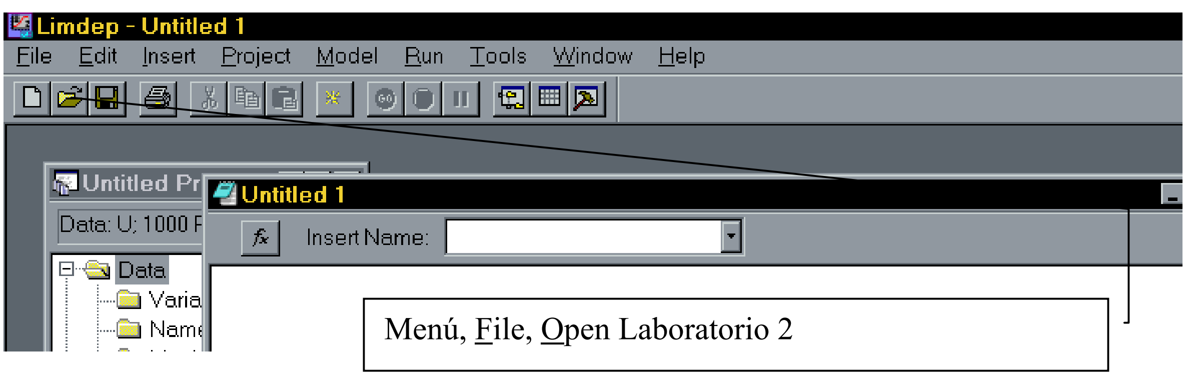
La ventana TEXT/Command Document es el área de trabajo por medio del cual se introduce usualmente los procedimientos (LIMDEP da también la alternativa de trabajar por menu, pero inicialmente se aprendera el uso del paquete a través de la programación básica) para ello se llama el nuevo archvio o se carga un archivo existente (en este caso con **Open** se llama al archivo de comandos ya guardado de una sesión anterior).



A continuación se despliega la ventana y se selecciona el archivo resaltado.

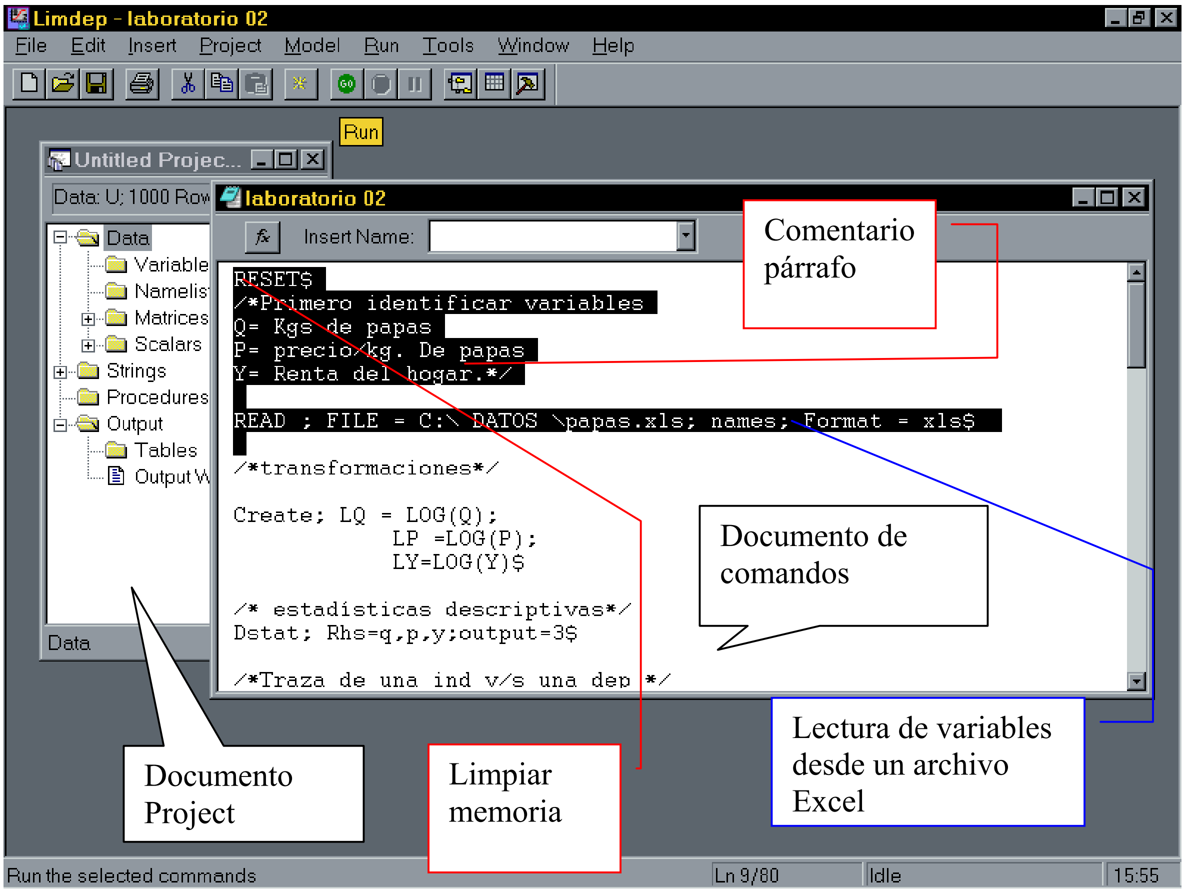


En este momento es que se puede iniciar el proceso de trabajo en la barra de herramientas del menú se activa **GO** cambiando de gris a un color, normalmente verde, dependiendo de la configuración del equipo. Seleccionar una línea o varias líneas de instrucciones y presionar **GO** es equivalente a ir al menú y ejecutar el submenú **Run**,



1.4. Trabajando con LIMDEP.

Para el ejemplo se abre el archivo (ir al menú, File, Open) Laboratorio 2, se selecciona para limpiar memoria (RESET$) la lectura de datos (READ ; FILE=C\Datos...$) el área en negro y se presiona el botón GO. Nótese que cada línea posee un comando principal (RESET, READ) y cada instrucción asociada al comando termina con el símbolo **$**.



1.4.1. Sobre los comentarios

Nótese que dentro del Documento de Comando existen dos posibles tipos de comentarios sobre lo que se hace. Uno son comentarios de línea que se inician con el símbolo **?.**

a) Ejemplo

? Ordenar por nivel de ingresos mayor a menor

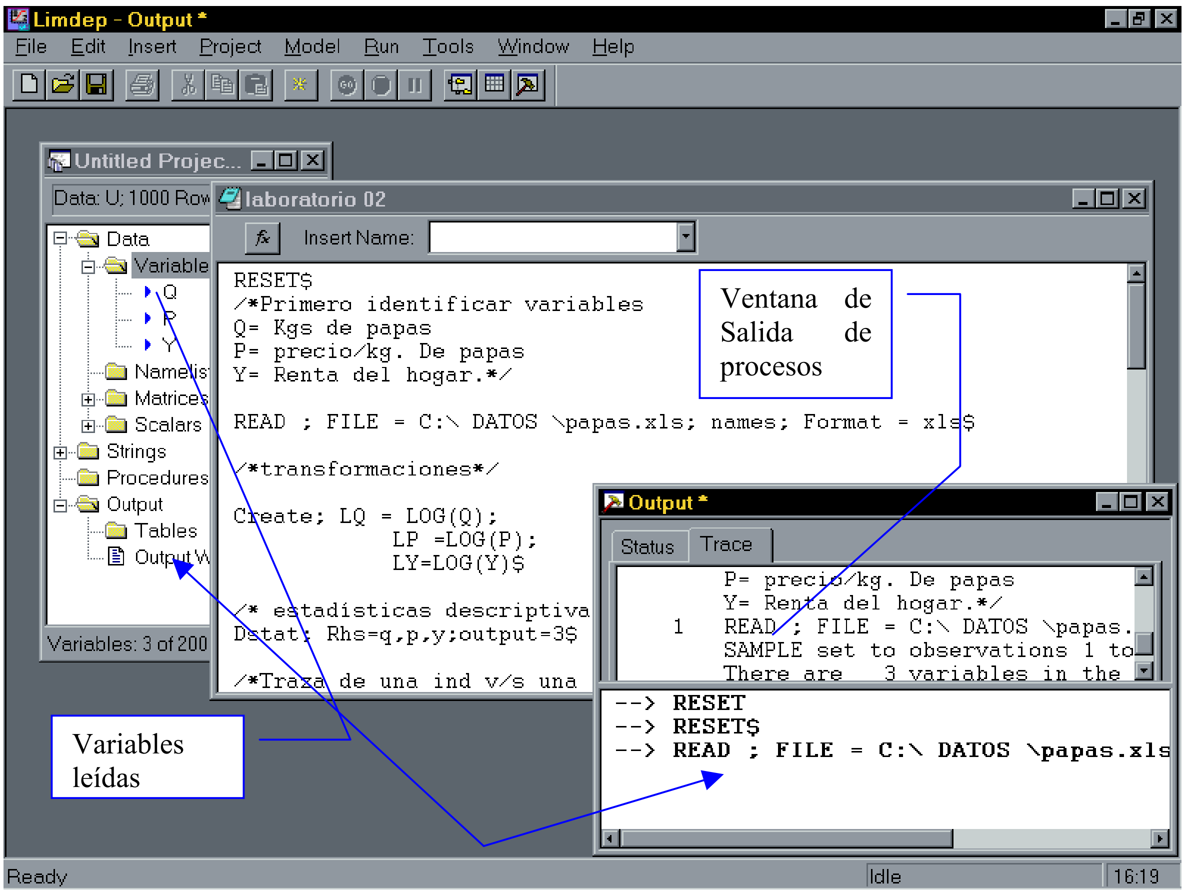
Otro tipo de comentarios son los comentarios párrafos que se encuentran dentro de los símbolos **/* ...*/**

b) Ejemplo

/*Primero identificar variables
Q= Kgs de papas
P= precio/kg. De papas
Y= Renta del hogar.*/

1.4.2. Ejecución de comandos

Al ser ejecutado los comando se abre inmediatamente la ventana de Salida (output) mostrando si el comando estuvo ejecutado correctamente en caso contrario mostrara un mensaje de error indicando si fue una equivocación de escritura o de lógica.



En la figura anterior se muestra la carpeta de variables indicando que fueron leídas correctamente.

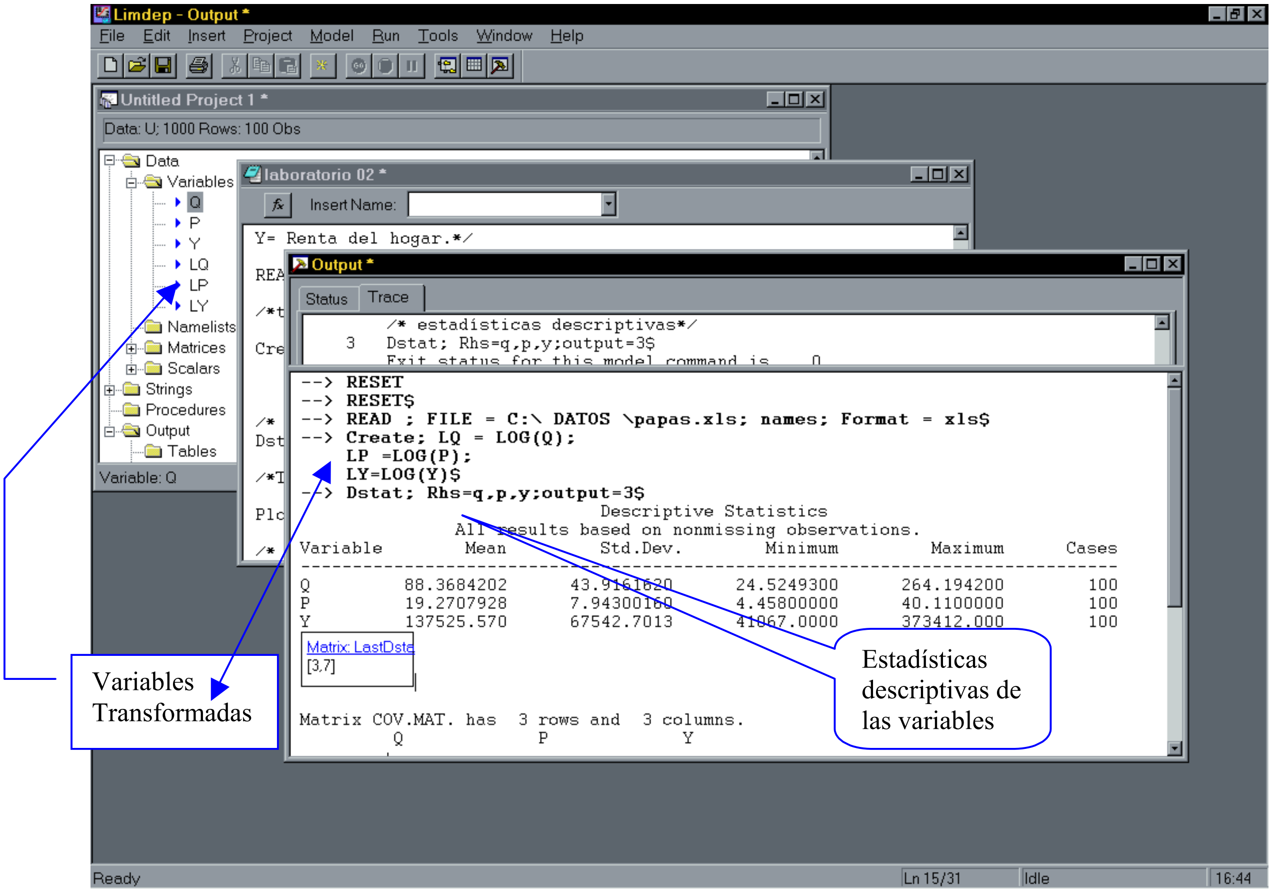
A continuación se realizará un transformación de las variables con el comando **Create** y se realizara un cálculo de las estadísticas descriptivas.

/*transformaciones*/

Create; LQ = LOG(Q);
LP =LOG(P);
LY=LOG(Y)$

/* estadísticas descriptivas*/

Dstat; Rhs=q,p,y;output=3$

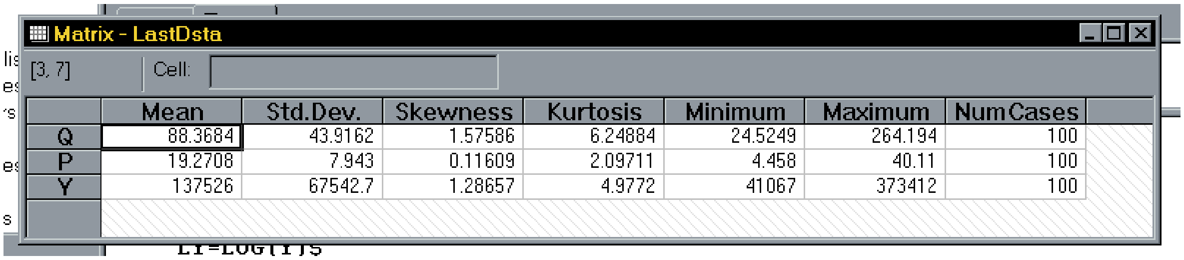


Las variables transformadas se guardan con los nuevos nombres asignados en este caso LQ es el logaritmo natural de los kilogramos de papas (LQ=log(Q)), LP es el logaritmo natural del precio por kilo (LP=log(P)) y LY es el logaritmo natural del ingreso promedio del hogar (LY=log(Y)).

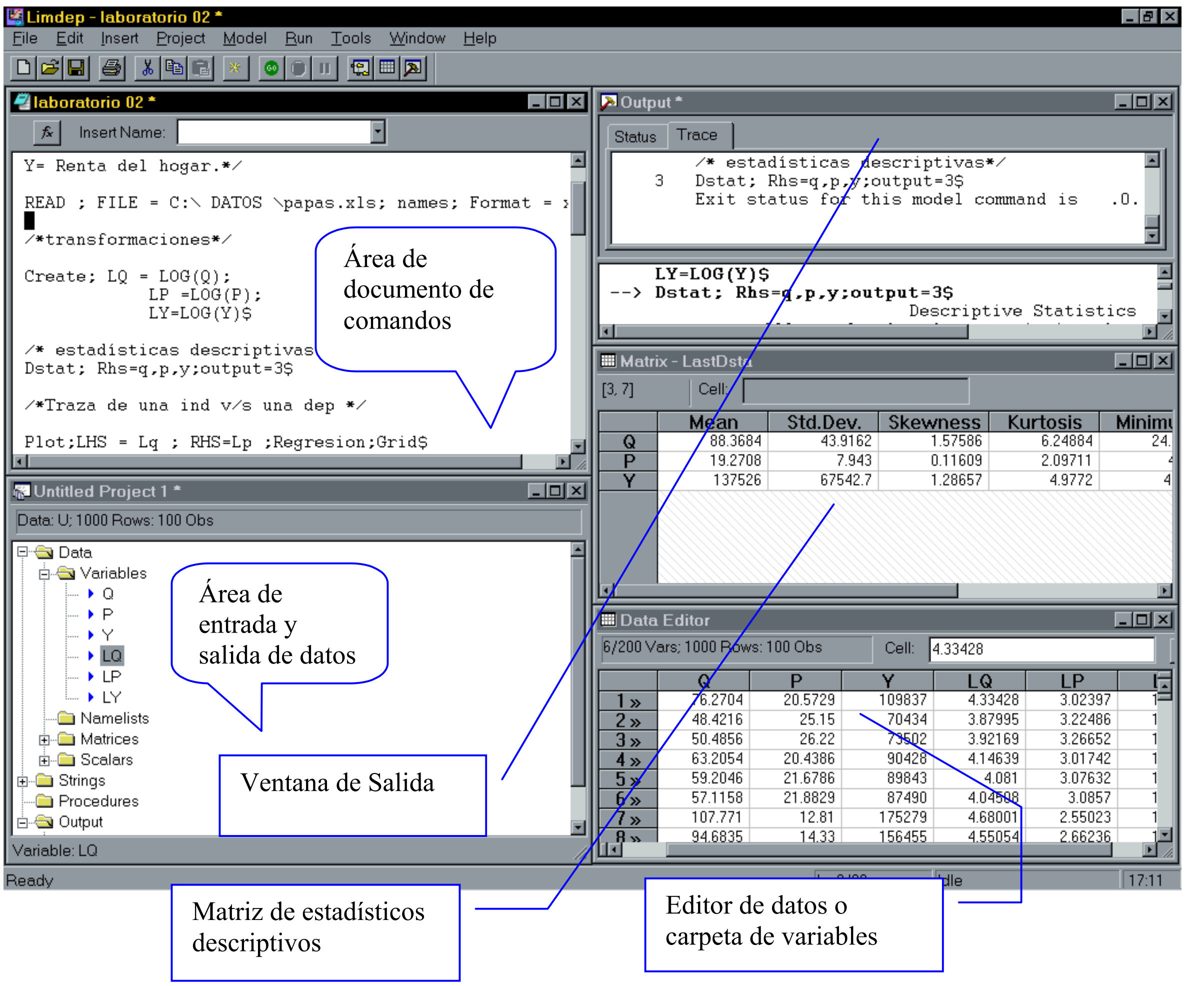
También se obtuvo las estadísticas descriptivas (media, desviación, máximos y mínimos),

```
--> Dstat; Rhs=q,p,y;output=3$
                              Descriptive Statistics
                All results based on nonmissing observations.
Variable         Mean          Std.Dev.        Minimum         Maximum        Cases
--------------------------------------------------------------------------------
Q          88.3684202       43.9161620       24.5249300      264.194200         100
P          19.2707928       7.94300160       4.45800000      40.1100000         100
Y          137525.570       67542.7013       41067.0000      373412.000         100
Matrix: LastDsta
[3,7]
```

Si hacen doble clic en el cuadro Matriz LastDsta surgirán otros estadísticos descriptivos, como el sesgo (Skewness) y concentración (Kurtosis).



A continuación se muestran varias áreas de trabajo desplegadas. Utilizando en el menú; el submenú: **Windows**; **Tile**



En las áreas de trabajo se muestra no sólo las ventanas principales (TEXT o ventana de comandos & Project ventana de entrada y salida de datos y procesos) sino el archivo de salida (OUTPUT), la matriz de estadísticos descriptivos y la ventana de visualización de las variables donde directamente se pueden editar cualquier valor y modificar uno a uno según sea el caso.

El comando DSTAT no sólo provee las estadísticas descriptivas para este caso, se calculo la matriz de varianza y covarianza y la matriz de correlación entre variables. Esta última mide el grado de asociación entre las variables y permite saber el grado y sentido de la asociación de ellas.

```
--> Dstat; Rhs=q,p,y;output=3$
                              Descriptive Statistics
               All results based on nonmissing observations.
Variable        Mean          Std.Dev.        Minimum         Maximum      Cases
-------------------------------------------------------------------------------
Q          88.3684202     43.9161620     24.5249300      264.194200        100
P          19.2707928     7.94300160     4.45800000      40.1100000        100
Y          137525.570     67542.7013     41067.0000      373412.000        100
Matrix: LastDsta
[3,7]

Matrix COV.MAT. has  3 rows and  3 columns.
          Q             P             Y
        +-------------------------------------------
Q       |  .1928629D+04 -.2894760D+03  .2923196D+07
P       | -.2894760D+03  .6309127D+02 -.4379539D+06
Y       |  .2923196D+07 -.4379539D+06  .4562016D+10

Correlation Matrix for Listed Variables

                  Q         P        Y
       Q  1.00000   -.82986   .98550
       P  -.82986   1.00000  -.81633
       Y   .98550   -.81633  1.00000
```

Estadísticos descriptivos, medias, desviaciones máximos, mínimos y caso validos

Matriz de Varianzas y Covarianzas

Matriz de correlaciones parciales

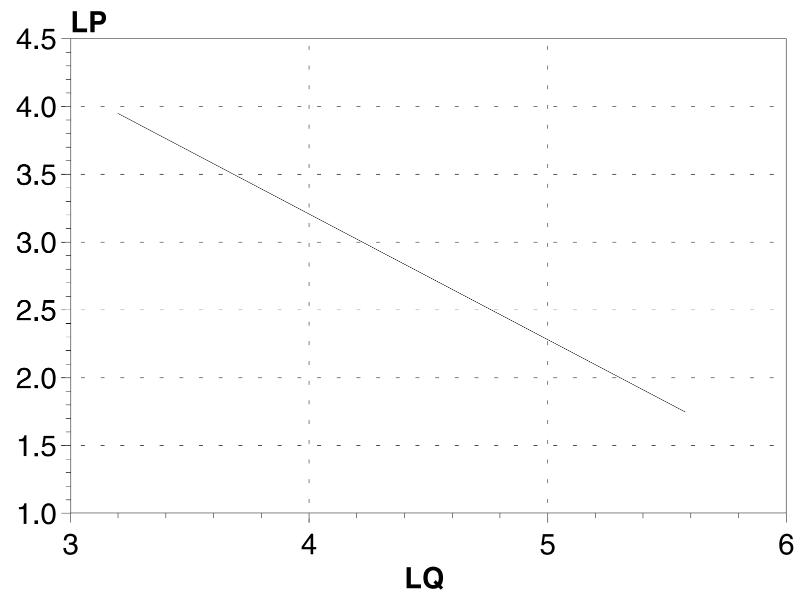
1.4.3. Graficación

A menudo es necesario darse una idea del comportamiento de una variable con relación a otra de una manera quesea fácil y que permita hacerse una visión sobre su comportamiento rápidamente y esto se logra realizando un cuadro de ellas o imagen y para ello se traza o dibuja normalmente entre dos ejes, y los gráficos de dos dimensiones son los de más fácil compresión. El programa utiliza el comando PLOT para graficar una nube de puntos de datos observados de una variables sola contra un orden de correlativo o puede graficar una variable versus otra. La graficación o trazado permite darse una rápida idea de la forma funcional de la relación entre las variables.

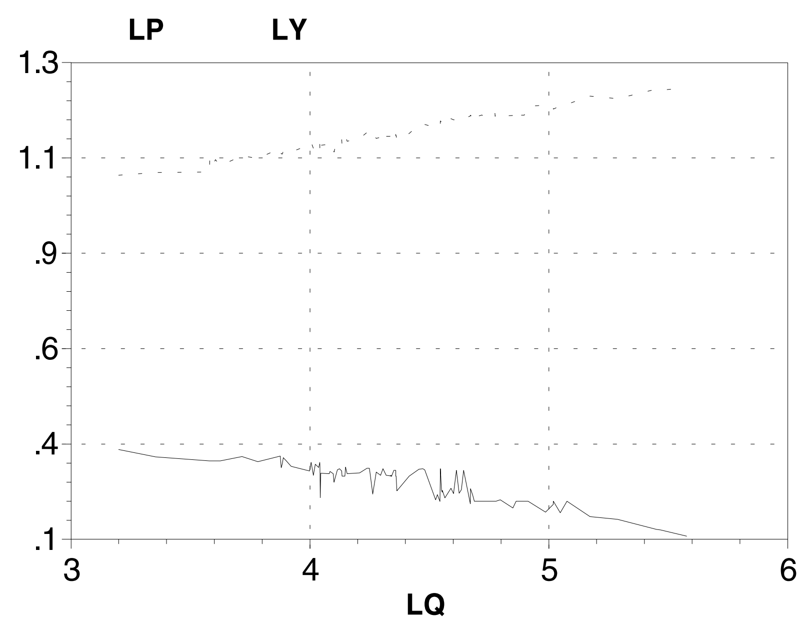
Es importante hacer una observación sobre el formato o sintaxis en el uso del comando PLOT de graficación. Cuando sólo sé grafica un par (**dos,** 2) de variables, el comando Plot asume que las variables que se asignan a LHS (Left Hand Side) corresponden al eje X (abscisas), por tanto es la variable independiente y la asignada a RHS (Right Hand Side) corresponde al eje Y (ordenada) o variable dependiente. Cuando son **más de dos (**>2) variables, donde se supone que existe más de una variable independiente estas se asignan a RHS (eje Y) y la variable dependiente se asigna a LHS (eje X).

A continuación se hará uso del comando PLOT, primero para un par de variables y luego dos variables independientes versus una variable explicativa.

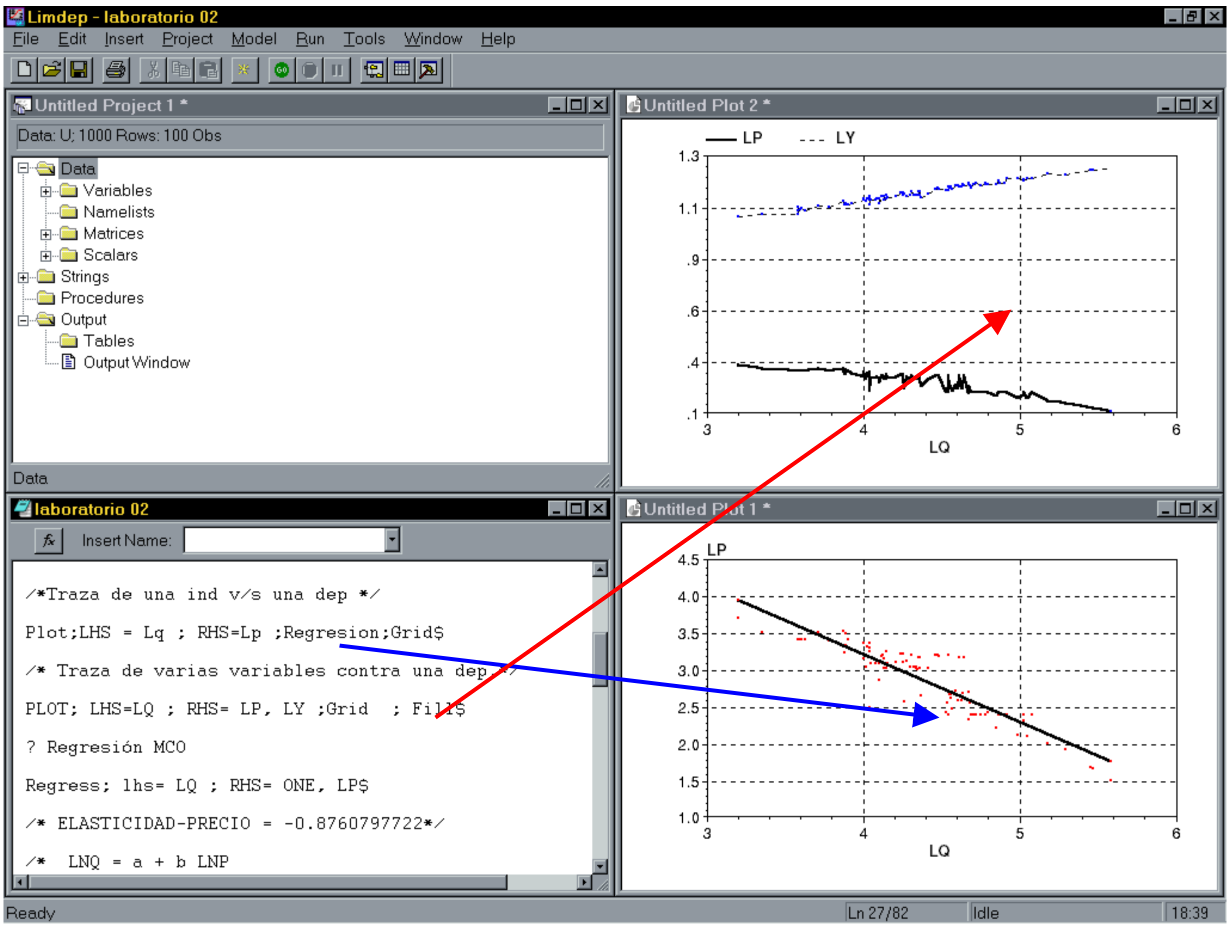
/*Grafica de una variable ind v/s una dep */
Plot ; LHS = Lq ; RHS=Lp ;Regresion;Grid$



/* Traza de varias variables contra una dep.*/
PLOT; LHS=LQ ; RHS= LP, LY ;Grid ; Fill$



En la pantalla ordenando las ventanas se observa que la relación del precio y la cantidad demandada es inversa (aumenta el precio disminuye la demanda) y la relación entre el ingreso y la cantidad demandada es directa (aumenta el ingreso y aumenta la cantidad demandada), cumpliéndose el postulado básico de la teoría de la demanda.



1.4.4. Especificación del Modelo y Estimación de los Parámetros

Se especifica un modelo no lineal como:

$$Q = A\,P^{\beta}\;\;Y^{\gamma}\,e^{\varepsilon};$$

El cual sé linealiza a través del uso de logaritmos naturales (con el comando **Create** ya se realizó este proceso) el modelo a estimar sería,

$$Log(Q)=\alpha+\beta log(P)+\gamma log(Y)+\varepsilon$$

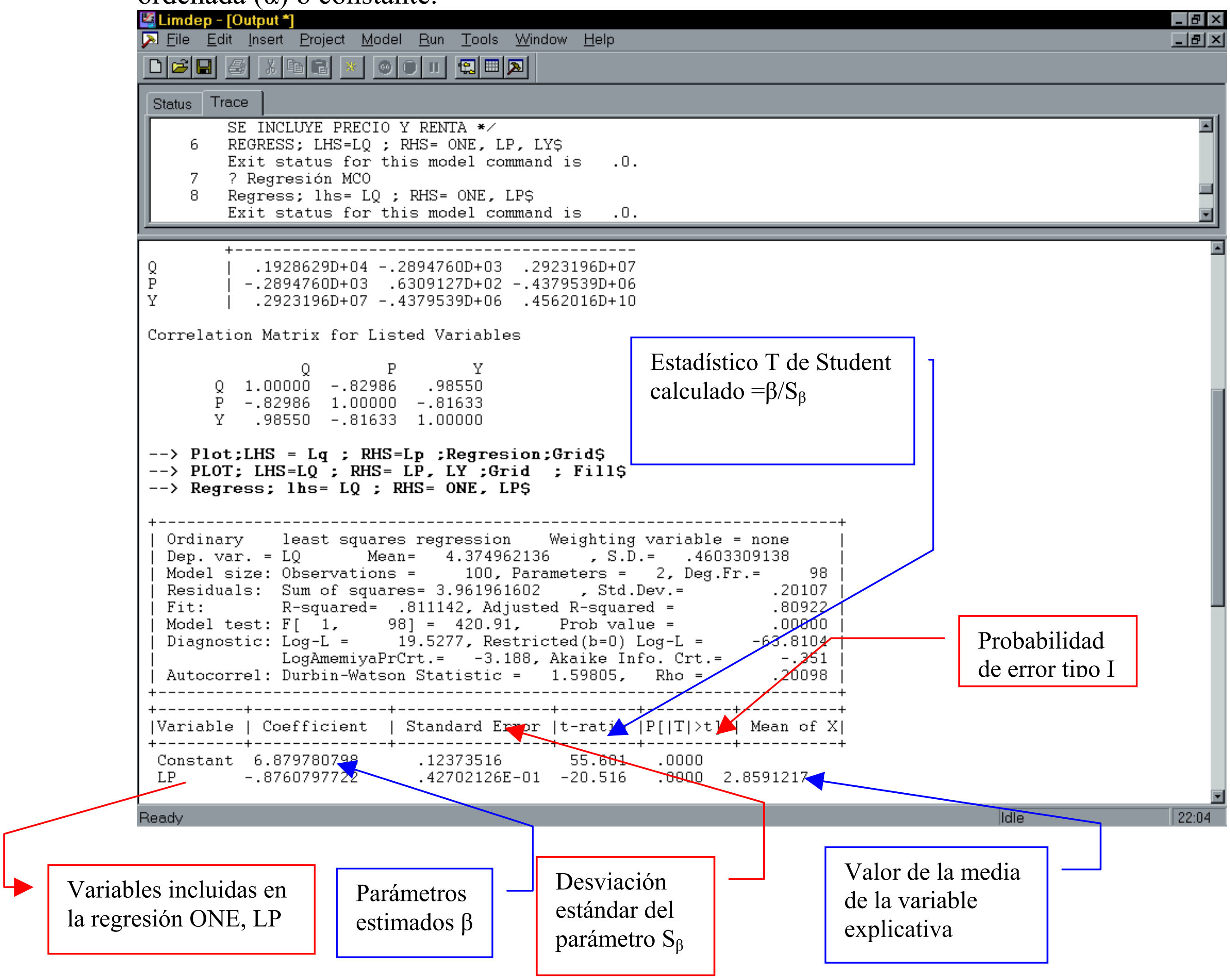
Donde α representa la el logaritmo de la constante (α =log(A)) , β representa la elasticidad precio directa y mide el grado de flexibilidad de respuesta de la cantidad demandada por un cambio en el precio; γ, representa la elasticidad ingreso y mide el grado de flexibilidad o de respuesta de la cantidad demandada por un cambio en el ingreso, e; es el numero neperiano base del logaritmo natural y , finalmente, ε; representa un error aleatorio no predecible.

Con el comando REGRES se especifica las variables dependientes que se asignan al lado izquierdo de la ecuación (LHS) y las variables explicativas al lado derecho (RHS) de la ecuación, primero se estimará la demanda en función sólo del precio,

$$Log(Q)=\alpha+ \beta\, log(P) +\varepsilon$$

REGRESS; LHS= LQ ; RHS= ONE, LP$

Donde ONE expresa él vector columna de unos que permite obtener la estimación de la ordenada (α) o constante.



1.4.5. Comprendiendo la salida

Antes de continuar con el ejemplo es conveniente conocer que significa cada línea, en el manual se describe con mayor detalle cada uno pero aquí basta con saber como se denominan e intuitivamente saber su finalidad.

```
+-----------------------------------------------------------------------------+
| Ordinary    least squares regression    Weighting variable = none           |
| Dep. var. = LQ       Mean=   4.374962136    , S.D.=   .4603309138           |
| Model size: Observations =     100, Parameters =   2, Deg.Fr.=     98       |
| Residuals:  Sum of squares= 3.961961602    , Std.Dev.=         .20107       |
| Fit:        R-squared=  .811142, Adjusted R-squared =          .80922       |
| Model test: F[  1,     98] =  420.91,    Prob value =         .00000       |
| Diagnostic: Log-L =     19.5277, Restricted(b=0) Log-L =     -63.8104       |
|             LogAmemiyaPrCrt.=    -3.188, Akaike Info. Crt.=     -.351       |
| Autocorrel: Durbin-Watson Statistic =    1.59805,   Rho =      .20098       |
+-----------------------------------------------------------------------------+
+---------+--------------+----------------+--------+---------+----------+
|Variable | Coefficient  | Standard Error |t-ratio |P[|T|>t] | Mean of X|
+---------+--------------+----------------+--------+---------+----------+
 Constant  6.879780798      .12373516       55.601   .0000
 LP       -.8760797722      .42702126E-01  -20.516   .0000   2.8591217
```

Método de estimación Mínimos Cuadrados Ordinarios.

Entrega estadísticos sobre la variable dependiente, media, desviación.

Informa sobre las dimensiones del modelo, número de observaciones, parámetros y grados de libertad.

Mide el ajuste del modelo a través del coeficiente de determinación simple(R^2) y ajustado.

Se calcula el valor de la función de verosimilitud, incluyendo variables explicativas y excluyéndolas.

Resume la suma al cuadrado del residuo, y la Desviación de la regresión.

Se verifica la validez conjunta del modelo a través dela prueba F.

Calcula los estadísticos de Amemiya y Akaike, cuanto menos mejor.

Muestra él cálculo del estadístico Durbin-Watson y el valor del coeficiente de autocorrelación (ρ) para la detección de autocorrelación de los errores.

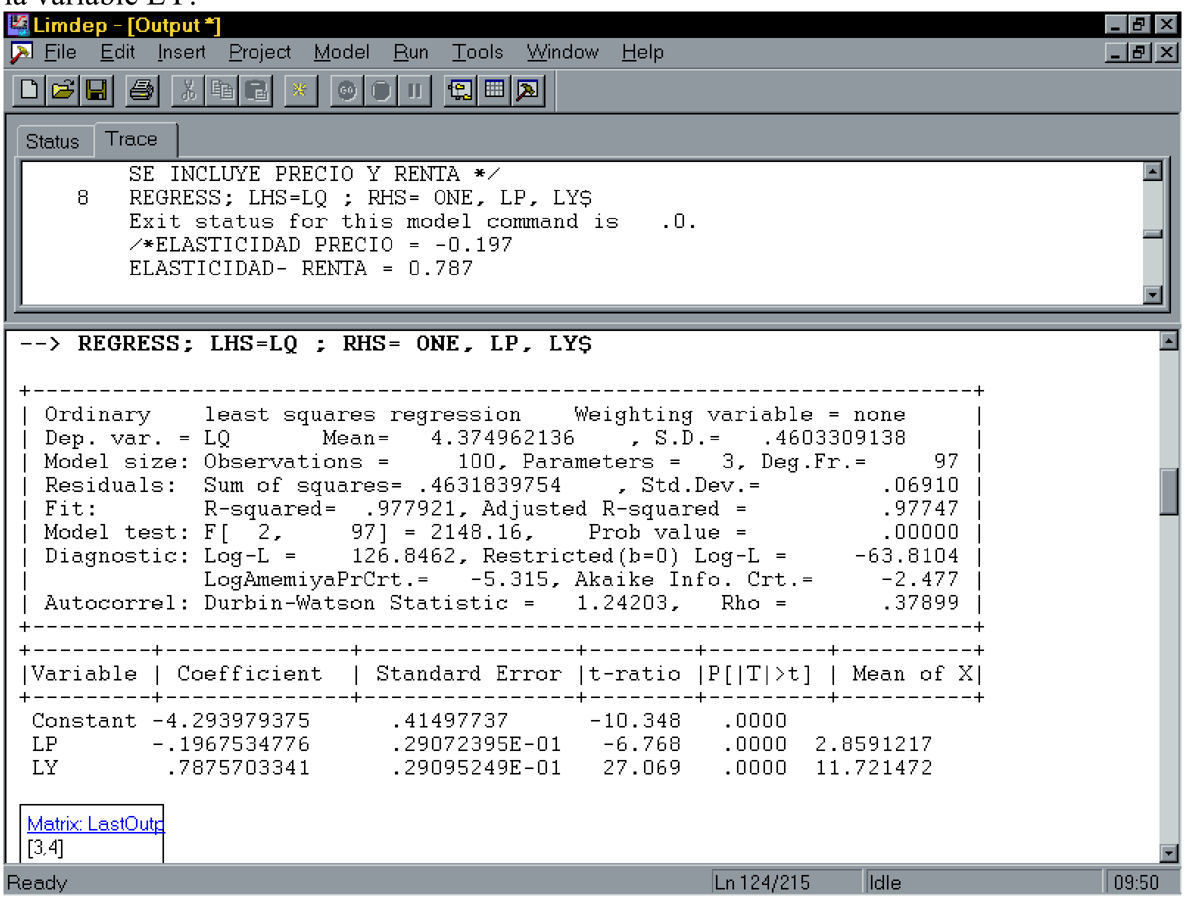
1.4.6. Regresión múltiple

Con el comando REGRES se especifica las variables dependientes que se asignan al lado izquierdo de la ecuación (LHS) y las variables explicativas al lado derecho (RHS) de la ecuación, ahora se estimará la cantidad demanda en función del precio del bien y del ingreso del hogar, el modelo a estimar en sus parámetros será;

$$Log(Q)=\alpha+\beta log(P)+\gamma log(Y)+\varepsilon$$

REGRESS; LHS= LQ ; RHS= ONE, LP, LY $

Donde ONE expresa él vector, columna, de unos que permite obtener la estimación de la ordenada (α) o constante, β representa la elasticidad precio directa y mide el grado de flexibilidad de respuesta de la cantidad demandada por un cambio en el precio este parámetro se obtiene incluyendo la variable LP en la regresión mínimo-cuadrática; γ, representa la elasticidad ingreso y este mide el grado de flexibilidad o de respuesta de la cantidad demandada por un cambio en el ingreso y se obtiene incluyendo en la regresión a la variable LY.



1.4.7. Pruebas de inferencia

Comparando la regresión con una variable (LP) versus con dos variables (LP,LY) se observa que la significancia de cada variable individualmente y de forma conjunta en el modelo es alta ya que tanto el la prueba t-Student como la prueba F lo confirman. Las pruebas de inferencias son de varios tipos; una es por cada parámetro, otra es sobre la validez conjunta, existe una sobre restricciones y otras sobre quiebres estructurales.

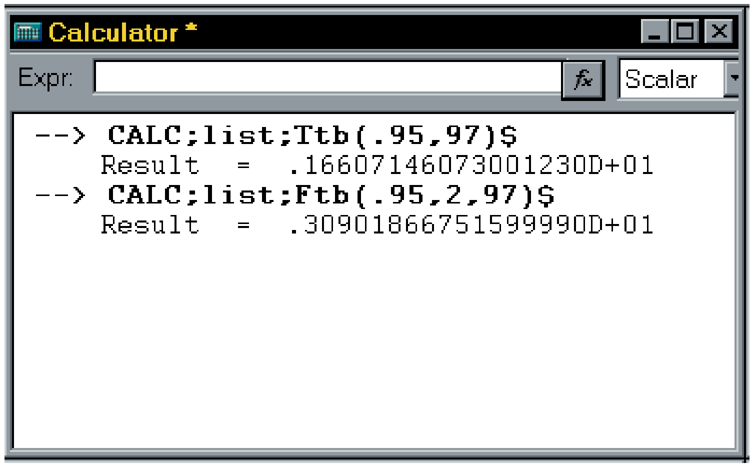
Una prueba sobre cada parámetro es una prueba t-Student se formula a partir de que el parámetro en cuestión no es significativo (hipótesis nula H_0) y no aporta a la variación de la variable dependiente por tanto su coeficiente es estadísticamente nulo versus la hipótesis de que si es diferente de cero (hipótesis alternativa H_1) y si aporta a la explicación de la variable dependiente para ello se calcula un estadístico, bajo la hipótesis nula, y se compara con el valor de tablas (tabulado) para ese estadístico de acuerdo a los grados de libertad y nivel de confianza de cometer error tipo uno. Por ejemplo para la regresión anterior, se tendrían las siguientes hipótesis nulas y alternativas.

- *H_0:β=0; el parámetro del precio no es significativo.*
- *H_1:$\beta \neq 0$; el parámetro del precio si es significativo.*
    - *El estadístico es $Tc=\beta/S_\beta=[-0.1967534776/.0297239]=-6.768$*
- *H_0:γ=0; el parámetro del ingreso no es significativo*
- *H_1:$\gamma \neq 0$; el parámetro del ingreso si es significativo*
    - *El estadístico es $Tc=\gamma/S_\gamma=[0.7875703341/0.029095249]= 27.069$*
    - *Criterio si el Tc es mayor al Ttb se rechaza la hipótesis nula*

Donde Tc es el t-Student calculado y el Ttb es el t de tabla para los mismos grados de libertad con un 5% de error tipo uno (95% de confianza).

- *H_0:$\beta=\gamma=0$; los parámetros del precio y del ingreso no son significativos*
- *H_1:$\beta\neq\gamma\neq0$; los parámetros del precio y del ingreso si son significativos*
    - *El estadístico es $F_C[2, 97] =2148.16$,*
    - *Criterio si el Fc[2,97] es mayor al Ftb se rechaza la hipótesis nula*

Donde Fc es el Fcalculado y el Ftb es el F de tabla para los mismos grados de libertad con un 5% de error tipo uno (95% de confianza).



Utilizando el menú **Tools**, el submenú , **Scalar Calculator**, escogemos dos opciones para obtener el valor en tablas de las pruebas t-Student, **Ttb(P,d)**, y prueba F. En el caso de la prueba t-Student, haciendo P=0.95, y, d=97 se obtiene el valor de Ttb= 1.6607 que es menor al obtenido, en el calculo del estadístico para cada parámetro y la otro opción, como se menciono, es obtener el F de tabla, **Ftb(P,n,d)**, haciendo =0.95, n=2, y, d=97. se obtiene el valor de Ftb=3.09018. otra opción era escribir en la ventana de comandos la instrucciones y ver en la ventana de salida los resultados como se muestra a continuación.

CALC;list;Ttb(.95,97)$
Result = .16607146073001230D+01
CALC;list;Ftb(.95,2,97)$
Result = .30901866751599990D+01

1.4.8. Probando las Restricciones.

Para evaluar que modelo conviene (si con una variable explicativa o con dos) se puede hacer una prueba de restricciones, la forma más simple es utilizando los mínimos cuadrados restringidos que en este caso asumirá la hipótesis que la variable de ingreso no es significativa. La instrucción a utilizar sería.

REGRESS; LHS=LQ ; RHS= ONE, LP, LY; cls:B(3)=0$

Aquí se establece que el tercer parámetro es igual a cero (parámetro asociado a la variable ingreso, la instrucción hace que el paquete corra dos regresiones una sin restringir y otra restringida y compara los residuos y construye un estadístico F calculado si la restricción es valida (hipótesis nula H0) el F calculado (Fc) será menor al F de tablas (Ftb) para los grados de libertad dados por el numero de restricciones (n=1) y los grados de libertad del modelo sin restringir (d=97)

En la salida se muestra la primera regresión y luego a continuación estima el modelo restringido, en la segunda regresión se calcula la prueba F de validez de la restricción.

```
--> REGRESS; LHS=LQ ; RHS= ONE, LP, LY; cls:B(3)=0$

+-----------------------------------------------------------------------+
| Ordinary    least squares regression    Weighting variable = none      |
| Dep. var. = LQ       Mean=    4.374962136    , S.D.=    .4603309138     |
| Model size: Observations =      100, Parameters =   3, Deg.Fr.=     97 |
| Residuals:  Sum of squares= .4631839754     , Std.Dev.=          .06910 |
| Fit:        R-squared=  .977921, Adjusted R-squared =           .97747 |
| Model test: F[  2,     97] = 2148.16,    Prob value =           .00000 |
| Diagnostic: Log-L =     126.8462, Restricted(b=0) Log-L =     -63.8104 |
|             LogAmemiyaPrCrt.=   -5.315, Akaike Info. Crt.=      -2.477 |
| Autocorrel: Durbin-Watson Statistic =   1.24203,   Rho =        .37899 |
+-----------------------------------------------------------------------+
+---------+--------------+----------------+--------+---------+----------+
|Variable | Coefficient  | Standard Error |t-ratio |P[|T|>t] | Mean of X|
+---------+--------------+----------------+--------+---------+----------+
 Constant -4.293979375      .41497737      -10.348   .0000
 LP       -.1967534776      .29072395E-01   -6.768   .0000   2.8591217
 LY        .7875703341      .29095249E-01   27.069   .0000   11.721472
```

Matrix: LastOutp

La segunda regresión.

El valor del estadístico F de la restricción

```
+-----------------------------------------------------------------------+
| Linearly restricted regression                                         |
| Ordinary    least squares regression    Weighting variable = none      |
| Dep. var. = LQ       Mean=    4.374962136    , S.D.=    .4603309138     |
| Model size: Observations =      100, Parameters =   2, Deg.Fr.=     98 |
| Residuals:  Sum of squares= 3.961961602     , Std.Dev.=          .20107 |
| Fit:        R-squared=  .811142, Adjusted R-squared =           .80922 |
|             (Note:  Not using OLS.  R-squared is not bounded in [0,1] |
| Model test: F[  1,     98] =  420.91,    Prob value =           .00000 |
| Diagnostic: Log-L =      19.5277, Restricted(b=0) Log-L =     -63.8104 |
|             LogAmemiyaPrCrt.=   -3.188, Akaike Info. Crt.=       -.351 |
| Note, when restrictions are imposed, R-squared can be less than zero. |
| F[ 1,    97] for the restrictions =    732.7141, Prob =    .0000        |
+-----------------------------------------------------------------------+
+---------+--------------+----------------+--------+---------+----------+
|Variable | Coefficient  | Standard Error |t-ratio |P[|T|>t] | Mean of X|
+---------+--------------+----------------+--------+---------+----------+
 Constant   6.879780798     .12373516        55.601   .0000
 LP       -.8760797722     .42702126E-01  -20.516    .0000   2.8591217
 LY        .0000000000     .10592957E-08     .000   1.0000   11.721472
```

El valor del F de Tablas para P=.95, n=1, y, d=97 es Ftb(.95,1,97)=3.939 que es menor que el Fc=732.71, usando la opción de la ventana de comandos sería la salida la siguiente.

CALC;list;Ftb(.95,1,97)$

Result = .3939126104040001D+01

Otra opción de obtener el mismo resultado es utilizando el comando **calculate**, las instrucciones a utilizar serían las siguientes;

```
/*TEST DE RESTRICCIÓN*/

REGRESS; LHS= LQ; RHS= ONE, LP ;
RES= ERRL0 ; KEEP = LQ E0$
CREATE; Er02=ERRL0*ERRL0$
CALCULATE; list; SCR=SUM(ER02)$

/* calcula la suma al cuadrado de los residuos del modelo 1 o modelo restringido */

REGRESS; LHS=LQ; RHS= ONE, LP , LY;
RES=ERRL1; KEEP=LQE1$
CREATE;Er12= ERRL1*ERRL1$
CALCULATE;list; SCNR=SUM(Er12)$

/* calcula la suma al cuadrado de los residuos del modelo 2 o modelo sin restringir */

? Modelo 1 versus el modelo 2

Calculate; list; FRNR= ((SCR-SCNR)/1)/(SCNR/97)$


/* calcula el F de la validez de la restricción  */
```

El resultado final es

Calculate; list; FRNR= ((SCR-SCNR)/1)/(SCNR/97)$

```
   FRNR    =  .73271410020375370D+03
```

Que es el mismo valor obtenido con la instrucción de los mínimos cuadrados restringidos.