

UNIVERSIDAD NACIONAL DE SALTA
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS ECONOMICAS,
JURIDICAS Y SOCIALES
AREA DE ECONOMIA
REUNION DE DISCUSION N° 13
FECHA: 29-04-82
HORAS: 16,30

PROBLEMAS DE COMPUTO DE LA CORRECCION POR
SESGO EN EL CASO LOGNORMAL (*)

Eusebio Cleto del Rey

1.- Introducción

En los trabajos empíricos se presenta, con cierta frecuencia, / la necesidad o conveniencia de formular relaciones del tipo:

$$Y = e^{\beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_k X_k + u} \quad (1)$$

Donde: Y es la variable dependiente; β_i son k constantes; X_i son k variables independientes (si se incluye a X_1 , que toma siempre el valor 1); u es una variable aleatoria con distribución $N(0; \sigma^2 I)$.

Es ésta una formulación lognormal de Y.

Para estimar (1) se utiliza el modelo lineal general de regresión, luego de haber procedido a linealizar la expresión del si-// guiente modo:

$$\log Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_k X_k + u \quad (2)$$

Donde: log simboliza logaritmo natural.

Una vez realizadas n observaciones sobre todas las variables / involucradas, y obtenidas las estimaciones de las constantes β_i , a las cuales simbolizaremos $\hat{\beta}_i$, suele procederse, en muchos casos, a estimar valores de Y condicionales en determinados valores de las X_i que le interesan al investigador. Para ello se puede hacer:

$$\bar{Y} = e^{\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_2^* + \hat{\beta}_3 X_3^* + \dots + \hat{\beta}_k X_k^*} \quad (3)$$

Donde: X_i^* es el valor que el investigador le asigna a X_i para estimar o predecir el valor de Y que le interesa.

Lo que se pretende con (3) es estimar la media de Y, condicio-
nal en los valores X_i^* de las variables independientes, a fin de to-
marla como representativa de la distribución de la variable depen-
diente, dados esos valores de los X_i . Es posible demostrar, sin am
bargo, que $\bar{Y}$ no es un estimador insesgado de la media condicional,

(*) Este trabajo surgió del Proyecto 16/77: "El Capital Hu-
mano Universitario de la Provincia de Salta", del Consejo de Inves-
tigación de la UNSa. Tal Proyecto, que se lleva a cabo en el Depar-
tamento de Ciencias Económicas, Jurídicas y Sociales, recibió el a
poyo de la SECYT (hoy SUBCYT) y del CONICET.

pero su sesgo puede ser corregido del siguiente modo:

$$\hat{Y} = \hat{F} g_m(t) \quad (4)$$

Donde: $g_m(t)$ es la función que corrige el sesgo, la cual depende / de $m = n - k$, o sea los grados de libertad, y de:

$$t = \frac{m+1}{2m} (\hat{\sigma}^2 - \hat{\sigma}_a^2) \quad (5)$$

Donde, a su vez: $\hat{\sigma}^2$ es el estimador insesgado de la varianza de // los u_i ; $\hat{\sigma}_a^2$ es el estimador insesgado de la varianza de $\hat{u} = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \dots + \hat{\beta}_k X_k$, o sea del exponente de la expresión (3).

No es nuestro propósito ir más allá en lo que a teoría de la / estimación lognormal se refiere ^{1/}, pues nuestro interés se centra en ciertos problemas de cómputo que expondremos en las secciones / siguientes. Lo dicho en esta introducción trata de ubicar al lec- / tor en el tema general, del cual nuestro trabajo toca solo un deta- / llo.

2.- Simbología

Definamos los símbolos a emplear en las secciones siguientes. A tal fin, adoptaremos el orden en que ellos aparecen en los desarro- / llos siguientes, a partir de la Secc.3 ^{2/}.

X^* es un vector de orden $k \times 1$, cuyo primer elemento es 1 (uno) y los otros son los valores asignados por el investigador a / cada variable X_i (para $i=2, \dots, k$), para obtener la deseada predicción de Y .

$(X'X)^{-1}$ es la matriz inversa de $(X'X)$.

$(X'X)$ es la matriz cuadrada, de orden k , simétrica, cuyos elemen- / tes son los momentos respecto al origen de las variables in- / dependientes X_i (para $i = 1, 2, \dots, k$). Así, un elemento de / esta matriz está definido como: $\sum_{t=1}^n X_{it} X_{jt}$ cuando está ubica- / do en la posición (i, j) .

^{1/} El lector interesado en profundizar el tema, en lo // teórico, le sugerimos consultar: BRANDU, Dan and MUNDLAK, Yair: // "Estimation in Lognormal Linear Models", Journal of the American Statistical Association, March, 1970, Vol. 65, N° 320; JOHNSON, / Norman L. and KOTZ, Samuel: Distributions in Statistics - Conti- / nuous Univariate Distributions - I, Johns Wiley & Sons, New York, 1970; y la bibliografía allí mencionada.

^{2/} Es aconsejable pasar directamente a leer la Secc.3, y utilizar a la Secc. 2 a manera de un diccionario, para aclarar el significado de cada símbolo a medida que ellos aparezcan.

- X es la matriz, de orden $n \times k$, que contiene las observaciones correspondientes a las variables independientes, X_i (para $i=1,2,\dots,k$), con la que se computó la regresión. Todos los elementos de su primera columna son iguales a 1 (uno).
- M es una matriz cuadrada, de orden $(k-1)$, simétrica, cuyos elementos son los momentos respecto a las medias muestrales de las variables independientes X_i (para $i=2,\dots,k$). Así, un elemento de esta matriz está definido como:
- $$m_{ij} = \sum_{t=1}^n (X_{it} - \bar{X}_i)(X_{jt} - \bar{X}_j).$$
- (RR) es una matriz cuadrada, de orden $(k-1)$, simétrica, cuyos elementos son los coeficientes de correlación simple entre pares de las variables independientes X_i (para $i=2,\dots,k$). Así, un elemento de esta matriz está definido como $r_{ij} = \frac{m_{ij}}{\sqrt{m_{ii}}\sqrt{m_{jj}}}$. Nótese que los elementos diagonales resultan todos iguales a 1 (uno).
- M^{-1} es la matriz inversa de M .
- $(RR)^{-1}$ es la matriz inversa de (RR) .
- S es una matriz diagonal, de orden $(k-1)$, cuyos elementos diagonales están definidos como: $\frac{1}{\sqrt{m_{ii}}}$ (para $i=2,\dots,k$).
- S^{-1} es la matriz inversa de S . Nótese que se trata de una matriz diagonal, cuyos elementos diagonales son: $\sqrt{m_{ii}}$ (para $i=2,\dots,k$).
- A_{11} es un escalar.
- A_{21} es un vector de orden $(k-1) \times 1$.
- A_{12} es un vector de orden $1 \times (k-1)$, y, por simetría de la matriz $(X'X)^{-1}$, es: $A_{12} = A_{21}'$.
- A_{22} es una matriz cuadrada, de orden $(k-1)$, simétrica (por simetría de $(X'X)^{-1}$).
- B_{11} es un escalar, y es $B_{11} = n$, por ser el momento primero respecto al origen de la variable X_1 , o sea la primera columna de la matriz X .
- B_{21} es un vector de orden $(k-1) \times 1$, cuyos elementos están definidos como $\sum_{t=1}^n X_{it}$, por ser los momentos cruzados respecto al origen de X_1 , y cada una de las variables X_i (para $i=2,\dots,k$).
- B_{12} es un vector de orden $1 \times (k-1)$, y, por simetría de la matriz $(X'X)$, es: $B_{12} = B_{21}'$.

- B_{22} es una matriz cuadrada, de orden $(k-1)$, simétrica (por simetría de $(X'X)$), cuyos elementos pueden ser definidos como $\sum_{t=1}^n x_{it} x_{jt}$ (ver descripción de la matriz $(X'X)$).
- I_k es una matriz unitaria de orden k .
- I_{11} es un escalar, y es $I_{11} = 1$.
- I_{21} es un vector de orden $(k-1) \times 1$, cuyos elementos son todos / iguales a 0 (cero).
- I_{22} es una matriz unitaria de orden $(k-1)$, a la que podemos simbolizar $I_{22} = I_{(k-1)}$.
- $x^{\wedge}$ es un vector de orden $(k-1)$, cuyos elementos están definidos como la diferencia entre los valores asignados por el / investigador a cada variable X_i ($i=2, \dots, k$), para obtener / la deseada predicción de Y , y la media muestral, de los datos, utilizados en el cómputo de la regresión, correspondiente a cada una de esas variables X_i .
- x^*_1 es un vector de orden $(k-1) \times 1$, cuyos elementos son los valores asignados por el investigador a cada variable X_i ($i=2, \dots, k$), para obtener la deseada predicción de Y .
- $\bar{X}$ es un vector de orden $(k-1) \times 1$, cuyos elementos son las medias muestrales de los datos utilizados en el cómputo de la regresión, correspondientes a cada una de las variables X_i (para $i=2, \dots, k$).

3.- Planteamiento del Problema

Según las ecuaciones (4) y (5), la función que corrige el sesgo en la predicción lognormal por regresión lineal depende de m , / $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ y $\hat{\sigma}_\epsilon^2$. Cualquier programa de cómputo de regresión nos permite / n

conocer los grados de libertad y la varianza residual, pero no ocurre lo mismo con la estimación de la varianza de la predicción del logaritmo de Y . Esta última es:

$$\hat{\sigma}_\epsilon^2 = x^{*'} (X'X)^{-1} x^* \hat{\sigma}^2 \quad (6) \quad \frac{3}{n}$$

Conocemos tres métodos de cómputo, para estimar una relación / lineal entre variables por regresión múltiple: i) La operación principal es invertir la matriz $(X'X)$ $\frac{4}{}$; ii) La matriz que se invierte es M $\frac{4}{}$; iii) La matriz que se invierte es (RR) $\frac{5}{}$.

$\frac{3}{}$ Ver: BRADU, D. and MUNDLAK, J.: Op.cit., pág. 203.

$\frac{4}{}$ Véase, por ejemplo: JOHNSTON, J.: Econometric Methods, McGraw-Hill, Cap.4 en la Primera Edición, 1960 y Cap.5 en la Segunda Edición. Hay Traducción al Castellano.

$\frac{5}{}$ Véase, por ejemplo: MADRON, Thomas W.: "Multiple Regression for the TRS-30", Byte, October, 1981, pág. 430/47.

En el caso i) no existe ningún problema, pues el programa de // cómputos nos provee directamente la matriz $(X'X)^{-1}$, que es la que / aparece en la fórmula (6).

El problema se plantea en los casos ii) y iii), en los que el / programa computa M^{-1} y $(RR)^{-1}$, y no la matriz que necesitamos. Nos preocupa, pues, obtener el valor de la expresión $X' (X'X)^{-1} X$ /// (que es un escalar), cuando no conocemos $(X'X)^{-1}$, sino M^{-1} o $(RR)^{-1}$.

4.- Caso en el que se usa la Matriz de Correlación

Supongamos que nuestro programa de regresión múltiple invierte la matriz de correlación (RR) .

Por simple inspección del producto de matrices se puede probar que:

$$(RR) = SMS \quad (7)$$

De (7) surge directamente que:

$$(RR)^{-1} = S^{-1} M^{-1} S^{-1} \quad (8)$$

y que:

$$M^{-1} = S (RR)^{-1} S \quad (9)$$

Puesto que m_{ii} (para $i=2, \dots, k$) debe ser calculado como paso // previo a la obtención de (RR) , nuestro programa nos puede proveer / tales datos. Con ellos formamos la matriz S , requerida por la expresión (9).

El caso iii) de la Sección 3 queda así reducido al caso ii), de la misma sección, al que consideraremos a continuación.

5.- Caso en el que se usa la Matriz de Momentos Respecto a las Medias Muestrales

Pasamos a considerar el caso en el que el programa de cómputos / invierte la matriz M , o aquel en el que hemos llegado a M^{-1} a partir de $(RR)^{-1}$, según vimos en la sección anterior. Estamos, por lo tanto, en los casos ii) y iii) de la Sección 3.

5.1.- Demostración de que M^{-1} es una Sub-Matriz de $(X'X)^{-1}$

Procedamos a particionar la matriz $(X'X)^{-1}$, del siguiente modo:

$$(X'X)^{-1} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} \end{bmatrix} \quad (10)$$

A la matriz $(X'X)$ la particionamos de modo que resulte conformable con la partición anterior:

$$(X'X) = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix} \quad (11)$$

Por definición de matriz inversa:

$$(X'X)^{-1} (X'X) = I_k \quad (12)$$

Podemos particionar:

$$I_k = \begin{bmatrix} I_{11} & I_{12} \\ I_{21} & I_{22} \end{bmatrix} \quad (13)$$

Utilizando las particiones de (10), (11) y (13) y el producto de matrices de (12) obtenemos:

$$\lambda_{21}B_{11} + \lambda_{22}B_{21} = I_{21} \quad (14)$$

$$\lambda_{21}B_{12} + \lambda_{22}B_{22} = I_{22} \quad (15)$$

Reemplazando algunas submatrices por sus valores, según sus definiciones, en (14) y (15):

$$n\lambda_{21} + \lambda_{22}B_{21} = 0 \quad (16)$$

$$\lambda_{21}B_{12} + \lambda_{22}B_{22} = I_{(k-1)} \quad (17)$$

De (16) obtenemos:

$$\lambda_{21} = -\frac{1}{n} \lambda_{22}B_{21} \quad (18)$$

Premultiplicamos (17) por λ_{22}^{-1} :

$$\lambda_{22}^{-1} \lambda_{21}B_{12} + B_{22} = \lambda_{22}^{-1} \quad \text{o, lo que es lo mismo:}$$

$$\lambda_{22}^{-1} = \lambda_{22}^{-1} \lambda_{21}B_{12} + B_{22} \quad (19)$$

Reemplazando (18) en (19) y operando:

$$\lambda_{22}^{-1} = \lambda_{22}^{-1} \left(-\frac{1}{n} \lambda_{22}B_{21} \right) B_{12} + B_{22}$$

$$\lambda_{22}^{-1} = B_{22} - \frac{1}{n} B_{21}B_{12} \quad (20)$$

Obsérvese que cada elemento de B_{22} es: $\sum_{t=1}^n x_{it}x_{jt}$ (para $i, j = 2, \dots, k$). Nótese, además, que cada elemento de la matriz (de orden $(k-1)$, cuadrada) $B_{21}B_{12}$ es igual a $\left(\sum_{t=1}^n x_{it} \sum_{t=1}^n x_{jt} \right)$ (para $i, j = 2, \dots, k$). Por lo tanto cada elemento de λ_{22}^{-1} resulta: $\sum_{t=1}^n x_{it}x_{jt} - \frac{1}{n} \left(\sum_{t=1}^n x_{it} \sum_{t=1}^n x_{jt} \right) = \sum_{t=1}^n (x_{it} - \bar{x}_i)(x_{jt} - \bar{x}_j) = m_{ij}$ (para $i, j = 2, \dots, k$). O sea que la matriz λ_{22}^{-1} tiene sus elementos idénticos a los de M . //

Por lo tanto

$$\Lambda_{22}^{-1} = M \quad (21)$$

Y, por ser única la matriz inversa:

$$\Lambda_{22} = M^{-1} \quad (22)$$

De (10) y (22) surge que M^{-1} es una submatriz de $(X'X)^{-1}$, que se obtiene eliminando la primera fila y la primera columna de esta última matriz.

5.2.- Estimación de la Varianza de la Predicción del Logaritmo de Y, cuando se utiliza la Inversa de M.

Consideremos el vector:

$$\begin{bmatrix} 0 \\ x^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ x_1^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 \\ \bar{x} \end{bmatrix} \quad (23)$$

Particionado de un modo conformable con las matrices de (10), (11) y (13).

Resulta evidente que:

$$x^* = \begin{bmatrix} 1 \\ x_1^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ x^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ \bar{x} \end{bmatrix} \quad (24)$$

Utilizando (10) y (24) se obtiene:

$$\begin{aligned} x^{*'} (X'X)^{-1} x^* &= \{0 \ x^{*'}\} \begin{bmatrix} \Lambda_{11} & \Lambda_{12} \\ \Lambda_{21} & \Lambda_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ x^* \end{bmatrix} + \{0 \ x^{*'}\} \begin{bmatrix} \Lambda_{11} & \Lambda_{12} \\ \Lambda_{21} & \Lambda_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \bar{x} \end{bmatrix} + \{1 \ \bar{x}'\} \\ &\begin{bmatrix} \Lambda_{11} & \Lambda_{12} \\ \Lambda_{21} & \Lambda_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ x^* \end{bmatrix} + \{1 \ \bar{x}'\} \begin{bmatrix} \Lambda_{11} & \Lambda_{12} \\ \Lambda_{21} & \Lambda_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \bar{x} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (25)$$

Realizado los productos de matrices particionadas planteados en (25), y operando, llegamos a:

$$x^{*'} (X'X)^{-1} x^* = x^{*'} \Lambda_{22} x^* + \bar{x}' \Lambda_{22} \bar{x} + \Lambda_{11} + 2(x^{*'} \Lambda_{21} + x^{*'} \Lambda_{22} \bar{x} + \Lambda_{12} \bar{x}) \quad (26)$$

1/2"

Para obtener los dobles productos de (26) se tuvo en cuenta // que todos los sumandos son escalares, y que un escalar es siempre idéntico a su traspuesto.

Debido a que:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} B_{21} \quad (27)$$

Resulta, aplicando (27), a (26) se obtiene:

$$X^{*'}(X'X)^{-1}X^{*'}A_{22}X^{*'} + \left(\frac{1}{n}\right)^2 B_{12}A_{22}B_{21} + A_{11} + 2\left(X^{*'}A_{21} + \frac{1}{n}X^{*'}A_{22}B_{21} + \frac{1}{n}A_{12}B_{21}\right) \quad (28)$$

Pero, utilizando las particiones de (10), (11) y (13) y el producto de matrices de (12), obtenemos:

$$A_{11}B_{11} + A_{12}B_{21} = I_{11} \quad (29)$$

Reemplazando y operando en (29):

$$A_{12}B_{21} = I_{11} - nA_{11} \quad (30)$$

Además, de la ecuación (16) obtenemos, por pasaje de términos:

$$A_{22}B_{21} = -n A_{21} \quad (31)$$

Utilizando (28), (30) y (31) obtenemos, luego de operar:

$$X^{*'}(X'X)^{-1}X^{*'}A_{22}X^{*'} + \frac{1}{n} \quad (32)$$

Y, según (22), será:

$$X^{*'}(X'X)^{-1}X^{*'} = X^{*'}M^{-1}X^{*'} + \frac{1}{n} \quad (33)$$

En conclusión, cuando nuestro programa de cómputo de regresión lineal múltiple trabaja con la matriz M, la fórmula (6) resulta:

$$\hat{\sigma}_n^2 = (X^{*'}M^{-1}X^{*'} + \frac{1}{n}) \hat{\sigma}^2 \quad (34)$$

Que también es aplicable al caso en que se trabaja con la matriz // (RR), una vez que su inversa, (RR)⁻¹, fué transformada en M⁻¹ según lo establece la expresión (9).

6.- Consideraciones Finales

En cualquiera de los tres métodos de cómputo de regresión lineal múltiple podemos obtener los elementos necesarios para realizar la corrección por sesgo lognormal, cuando ello fuera requerido.

En los casos i) y ii) planteados en la Secc. 3, lo obtenido con álgebra matricial es perfectamente aplicable a los cómputos, y los errores de redondeo que resulten en $\hat{\sigma}_n^2$ estarán relacionados con a-/ aquellos en los que se hubiera incurrido al invertir (X'X) ó M, casi exclusivamente.

(72)

En el caso iii), por el contrario, el problema de los errores de redondeo se ve amplificado por el método aquí propuesto. Ya el programa de regresión comete errores que no estarían presentes al invertir M , cuando hace, primero $MS = (RR)$ y recién procede a invertir esta última matriz (véanse las ecuaciones (7) y (8)), pues en cada una de esas operaciones se procede a redondear o (peor aún) a truncar los resultados. Cuando luego computamos, de acuerdo a (9), $M^{-1} = S(RR)^{-1}S$, amplifcamos esos errores e introducimos nuevos errores de redondeo. El resultado puede llegar a ser, simplemente, "basura".

Por ello parece aconsejable comprobar, en cada caso particular, el grado de exactitud de los cómputos, procediendo del siguiente modo: Realizar, por separado, los productos $S^{-1}(RR)S^{-1}$ y $S(RR)^{-1}S$, y luego multiplicar $\{S^{-1}(RR)S^{-1}\} \{S(RR)^{-1}S\}$, para observar cuan cerca no a una matriz unitaria es el resultado. Si las diferencias fueran notables, más vile emplear otro método.

continúa en la página 10, párrafo (73)

(73)

continuando en la página 10, párrafo (74)

(74)

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i x_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2$$

continúa en la página 10, párrafo (75)

(75)

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i x_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2$$

continúa en la página 10, párrafo (76)

(76)

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i x_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2$$

continúa en la página 10, párrafo (77)

continúa en la página 10, párrafo (78)

continúa en la página 10, párrafo (79)

continúa en la página 10, párrafo (80)

continúa en la página 10, párrafo (81)

continúa en la página 10, párrafo (82)

continúa en la página 10, párrafo (83)

UNIVERSIDAD NACIONAL DE SALTA
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS ECONOMICAS,
JURIDICAS Y SOCIALES

AREA DE ECONOMIA

REUNIONES DE DISCUSION

<u>N°</u>	<u>Fecha</u>	<u>Autor</u>	<u>Título</u>
1	8-9-76	Eusebio Cleto del Rey	"Distribución de los Porcentajes de Ingresos - Egresos de Depósitos".
2	19-9-80	Eduardo David Antonelli	"Una Nota sobre las Teorías Neoclásicas y Keynesiana de la Determinación del Empleo y la Renta".
3	28-11-80	Ricardo Jiménez	"Metodología para el Cálculo de la Prima en los Seguros Elementales".
4	12-12-80	Eusebio Cleto del Rey	"Observaciones al Método de Actualización en la Evaluación de Proyectos".
5	28-5-81	Eduardo David Antonelli	"Una Nota sobre las Teorías Neoclásica y Keynesiana de la Determinación del Empleo y la Renta"II.
6	7-7-81	Eusebio Cleto del Rey	"Cálculo de la Duración de una Carrera Universitaria".
7	3-9-81	Guillermo Juan Lloret	"El Costo Directo de Estudiar una carrera Universitaria".
8	1-10-81	Rita Lavín Figueroa	"El Costo de la vida: un concepto / económico y otro estadístico".
9	29-10-81	Eusebio Cleto del Rey	"Un Método de Evaluación Aplicable al Examen Escrito".
10	23-12-81	Eduardo David Antonelli	"Estimación del PBI de la Provincia de Salta".
11	10-3-82	Eduardo David Antonelli	"El Modelo Keynesiano de Economía abierta".
12	12-4-82	Rita Lavín Figueroa	"Comparaciones entre el índice de precios al consumidor de la ciudad de Salta y otros índices de / precios".
13	29-4-82	Eusebio Cleto del Rey	"Problemas de Cómputo de la Corrección por Sesgo en el Caso Lognormal".