

Eficiencia y Productividad en Distribuidoras Eléctricas:  
Repaso de la Metodología y Aplicación.

Ivan Canay

Texto de Discusión N° 35

ISBN N° 987- 519-099-3

(Febrero 2002)

CEER

Centro de Estudios Económicos de la Regulación

Universidad Argentina de la Empresa

Lima 717, 1° piso

C1053AAO Buenos Aires, Argentina

Teléfono: 54-11-43797693

Fax: 54-11-43797588

E-mail: [ceer@uade.edu.ar](mailto:ceer@uade.edu.ar)

<http://www.uade.edu.ar/economia/ceer>

(Por favor, mire las últimas páginas de este documento por una lista de los Textos de Discusión y de la Working Paper Series del CEER e información concerniente a suscripciones).

El Centro de Estudios de Economía de la Regulación (CEER), es una organización dedicada al análisis de la regulación de los servicios públicos. El CEER es apoyado financieramente por el Banco Mundial, los Entes Reguladores de Agua, Telecomunicaciones y Electricidad de la República Argentina, y la Universidad Argentina de la Empresa (Buenos Aires), donde el CEER tiene su sede.

**Autoridades del CEER:**

Ing. Eduardo Cevallo, Presidente Ente Tripartito de Obras y Servicios Sanitarios. Lic. Enrique Devoto, Vicepresidente Primero Ente Nacional Regulador de la Electricidad (ENRE), Dr. Antonio Estache, World Bank Institute, Dr. Carlos Newland, Rector Universidad Argentina de la Empresa (UADE), Dr. Omar Chisari, Director Instituto de Economía (UADE).

Director Ejecutivo: Dr. Diego Petrecola

INVESTIGADORES: Lic. Diego Bondorevsky, Lic. Ivan Canay, Dr. Omar Chisari, Lic. Gustavo Ferro, Dr. Diego Petrecola, Dr. Martín Rodríguez Pardina, Lic. Carlos Romero; Lic. Christian Ruzzier.

Ayudante de Investigación: Lic. Mauricio Roitman.

# Eficiencia y Productividad en Distribuidoras Eléctricas: Repaso de la Metodología y Aplicación<sup>1</sup>

Ivan A. CANAY

Centro de Estudios Económicos de la Regulación - UADE, Argentina.

Departamento de Economía y Finanzas - UADE, Argentina.

## *Resumen*

---

En este trabajo se discute la aplicación de las fronteras de eficiencia y se describe el método econométrico para estimar las mismas. Dentro de los aspectos tratados, se detallan los dos métodos de estimación econométrica posibles: Mínimos Cuadrados Clásicos Modificados (MOLS) y Máxima Verosimilitud (ML); intentado identificar las ventajas relativas de cada método. A su vez, se muestra como la heteroscedasticidad sobre cada una de las componentes aleatorias puede afectar de forma distinta a la medida de eficiencia y a cada método de estimación. Todas estas herramientas son finalmente utilizadas para realizar una comparación internacional de empresas distribuidoras de energía eléctrica.

---

*JEL Classification: C23, L94*

## **I. Introducción**

Las estimaciones de fronteras de producción son una extensión de las típicas estimaciones de funciones de producción microeconómicas, basadas en la premisa de que esta función de producción representa algún tipo de ideal, *la máxima cantidad de producto asequible dados los insumos*. De esta forma, en la práctica las fronteras de producción no son más que una regresión que se ajusta a los datos reconociendo la restricción de que todas las observaciones deben encontrarse debajo de la frontera y al menos una debe estar sobre ella.

Las fronteras de producción son comúnmente utilizadas como medio para otro fin: *los análisis de eficiencia relativa*<sup>2</sup>. El primer autor que sugirió la utilización de las fronteras de producción para el análisis de eficiencia fue Farrell (1957). De acuerdo a este autor, la forma correcta de medir la eficiencia era mediante la comparación de cada observación (comúnmente empresas) con la mejor práctica observada.

Paralelamente a la evolución de los estudios de eficiencia, los regímenes regulatorios de monopolios naturales comenzaron a abandonar los mecanismos del estilo *Rate of Return*, para

---

<sup>1</sup> Este trabajo fue parte del Seminario de Integración y aplicación realizado por Ivan Canay para la Licenciatura en Economía de la Universidad de Buenos Aires (UBA). Se agradece la colaboración de Juana Brufman.

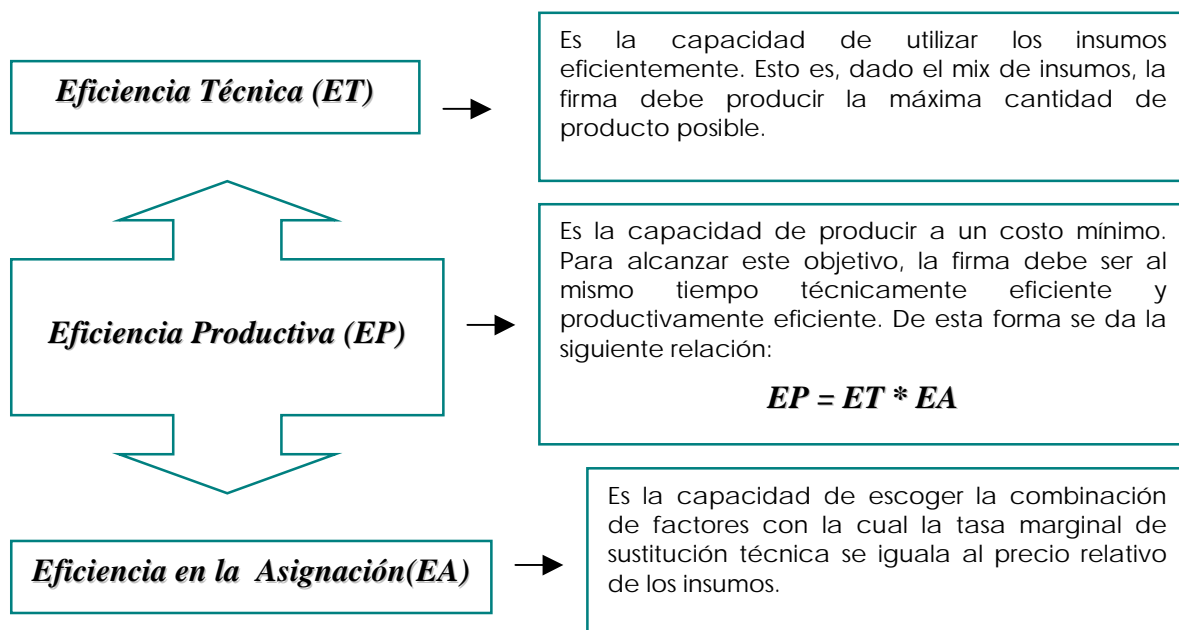
<sup>2</sup> Es por este motivo que las fronteras de producción comúnmente se denominan fronteras de eficiencia.

direccionarse hacia mecanismos que promuevan la eficiencia. De esta forma, desde mediados de los noventa, y con la creciente comprensión de los potenciales beneficios derivados del uso de la competencia por comparación (Schleifer, 1985), los investigadores especializados en regulación han incrementado su interés en los estudios de eficiencia relativa. Estos estudios funcionan como insumos básicos en una regulación del tipo *Price Cap* y RPI-X, en la determinación del factor de ineficiencia X.

Estos hechos son los que motivan la idea del presente trabajo, aplicando los estudios de frontera a un sector regulado. Así, el trabajo continuará con la siguiente estructura. En la sección II se discutirán el concepto de eficiencia y los distintos enfoques que existen para estimar fronteras. En la sección III se describirán los métodos econométricos estocásticos, mostrando las ventajas y desventajas relativas de cada método de estimación. En la sección IV se discutirá el concepto de la heteroscedasticidad en ambas componentes de la perturbación aleatoria compuesta, así como su impacto sobre las medidas de eficiencia. La heteroscedasticidad en las fronteras estocásticas es una tema muy poco tratado en la literatura y donde existen muy pocos trabajos empíricos. En la sección V se utilizará las medidas de eficiencia para realizar una comparación de empresas distribuidoras de energía eléctrica de Sudamérica. Finalmente, en la sección VI se presentarán las conclusiones.

## II. Concepto de Eficiencia

Previamente a introducir las fronteras estocásticas, es conveniente distinguir entre los distintos tipos de eficiencia que se desprenden de dichas fronteras. El siguiente diagrama resume dicha distinción siguiendo las definiciones propuestas por Farrel (1957):



La medida de eficiencia productiva es un número que adopta valores entre cero y uno, donde una medida de uno denota que la firma es 100% eficiente. Esta medida surge de la distancia existente entre la frontera y cada observación (aquellas empresas que se encuentren más

alejadas de la frontera serán más ineficientes). Vale la pena notar que todas estas definiciones de eficiencia asumen que la frontera tecnológica es conocida. Dado que esta frontera nunca es conocida en la práctica, la misma debe ser estimada a partir de los datos.

Los estudios de fronteras tecnológicas pueden ser clasificados de acuerdo a la forma en que la frontera es especificada y estimada. La especificación se refiere a si la frontera es calculada a partir de una función de producción (que muestra las cantidades producidas como función de los insumos utilizados) o de una función de costos (que muestra el costo total de producción como función del nivel de producto y el precio de los insumos). Una ventaja de las funciones de costos por sobre las funciones de producción proviene de la flexibilidad de las primeras para adaptarse a situaciones donde la firma produce más de un producto. Asimismo, la estimación de fronteras de producción brinda información sobre ineficiencia técnica mientras que la estimación de fronteras de costos brinda información sobre eficiencia productiva.

Por otro lado, la estimación se refiere a si la frontera es estimada con herramientas econométricas o matemáticas<sup>3</sup>. Estos dos enfoques difieren en muchas formas, pero las diferencias principales provienen básicamente de dos características:

- El enfoque econométrico es estocástico<sup>4</sup>, y por esto pretende distinguir el efecto de ruido estadístico de la ineficiencia. La programación matemática es no estocástica, con lo cual llama ineficiencia a toda la distancia que encuentre entre la observación y la frontera.
- El enfoque econométrico es paramétrico, y por ende confunde el efecto de errores en la especificación de la forma funcional con ineficiencia. La programación matemática es no paramétrica y por esto menos propensa a errores de especificación.

Si el enfoque elegido es determinístico, todas las empresas comparten la misma frontera de costos y de producción, y las discrepancias entre el comportamiento de las firmas individuales y la frontera son atribuidas a ineficiencias, ignorándose la posibilidad de que la performance de una empresa pueda ser afectada no sólo por ineficiencias en el manejo de los recursos, sino además por factores que se encuentran totalmente fuera de su control (por ejemplo, condiciones climáticas adversas).

Las estimaciones de fronteras determinísticas utilizan un término de error de una sola cola (*one-sided error*), lo cual implica que es posible definir de manera exacta la máxima cantidad de producto dados los insumos. Así, el nivel de producto actual es simplemente el producto

---

<sup>3</sup> Dentro de los métodos matemáticos, el más popular fue introducido por Charnes, Cooper and Rodees (1978) y se conoce como *Data Envelopment Analysis* (DEA). Para un análisis detallado de este método matemático puede consultarse el libro de Charnes, Cooper, Lewin and Seiford (2000).

<sup>4</sup> Vale aclarar que el enfoque econométrico permite realizar tanto estimaciones determinísticas como estocásticas. No obstante, desde el surgimiento de las fronteras estocásticas, las determinísticas se dejaron de utilizar.

máximo más un término de ineficiencia (que debe ser menor o igual que cero, por definición).<sup>5</sup> Este hecho trae aparejado la desventaja de una alta sensibilidad a la presencia de *outliers*. Una única observación errante (quizás debido simplemente a errores de medición) puede tener profundos efectos en las estimaciones. Más aun, este problema de la observación errante no puede ser solucionado ampliando el tamaño de la muestra.

### III. El enfoque econométrico y las fronteras estocásticas.

A partir de los trabajos de Aigner, Lovell y Schmidt (1977) y Meeusen y van de Broeck (1977), surgen las denominadas fronteras estocásticas, motivadas en la idea de que las desviaciones con respecto a la frontera pueden no estar enteramente bajo el control de la firma analizada. Este enfoque utiliza una mezcla de términos de error de una y dos colas. Esto es, dado el mix de insumos, existe un máximo producto posible, pero este nivel máximo es aleatorio y no exacto. La idea es que los eventos externos que afectan la función de producción se distribuyen normalmente (pudiendo la empresa enfrentarse a condiciones externas favorables o desfavorables, con una determinada probabilidad), en lugar de ser constantes. Una vez considerada la posibilidad de ruido estadístico, lo que resta es considerado ineficiencia.

La especificación teórica de la frontera de producción es la siguiente:

$$Y = f(L; K; Z)$$

Donde Y es el producto, Z es un vector 1-dimensional de variables ambientales (en la sección V se explicará la función de estas variables), L representa al insumo mano de obra y K al insumo capital. La forma de la función de producción más utilizada es la Cobb-Douglas<sup>6</sup> (Burns y Weyman-Jones, 1996) donde el término de error ( $\epsilon$ ) entra en el modelo multiplicativamente. Así, podemos definir la frontera como:

$$(3.1) \quad Y_i = f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}; \beta) \exp(v_i + u_i) \quad \longrightarrow \quad \ln Y_i = \alpha + X \beta + \underbrace{v_i + u_i}_{\epsilon_i}$$

donde X es una matriz que contiene al logaritmo de los insumos y a las variables ambientales,  $\epsilon_i = v_i + u_i$  es la perturbación aleatoria compuesta,  $v_i$  es una variable aleatoria no restringida y  $u_i$  es el término de ineficiencia que, por ser ésta una frontera de producción, es no positivo.<sup>7</sup>

---

<sup>5</sup> En el caso de una función de costos, el termino de ineficiencia debe ser mayor o igual a cero.

<sup>6</sup> Otra forma funcional muy utilizada en la literatura es la translog. Esta forma funcional posee la ventaja de ser mucho más flexible que la Cobb – Douglas, aunque introduce una gran pérdida en términos de grados de libertad.

<sup>7</sup> En el caso de una frontera de costos,  $u_i$  es no negativo.

El nivel de eficiencia técnica ( $TE$ ) de una firma va a venir dado por el cociente entre la producción observada y la frontera estocástica estimada. De esta forma:

$$(3.2) \quad TE_i = \frac{Y_i}{[f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}; \beta) \exp(v_i)]} = \exp(u_i)$$

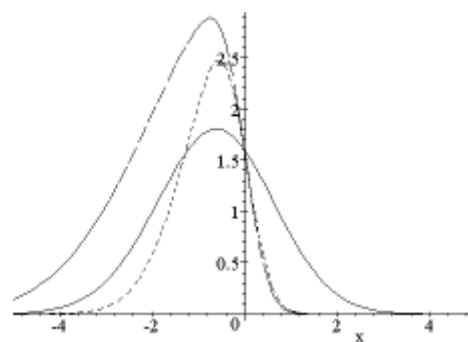
La componente  $u_i$  es inobservable y debe ser inferida a partir del término compuesto. Para poder descomponer este término y establecer que parte corresponde a ruido y que parte corresponde a ineficiencia, va a ser necesario suponer alguna distribución para ambas componentes. El caso menos problemático es el de  $v_i$ , ya que existe un consenso generalizado de que esta variable se asume independiente e idénticamente distribuida como una normal  $N(0, \sigma_v^2)$ . Contrariamente, son varias las distribuciones que han sido propuestas para el término de ineficiencia: Half-Normal (Aigner, Lovell y Schmidt, 1977), Normal Truncada (Stevenson, 1980), Gamma (Greene, 1990) y Exponencial (Meeusen y van den Broeck, 1977).

Para el caso de la Half-Normal (H-N)<sup>8</sup>, y teniendo en cuenta que  $v_i$  y  $u_i$  se suponen independientes, la función de densidad de  $\varepsilon_i$  se encuentra asimétricamente distribuida con media y varianza:

$$(3.3) \quad E(\varepsilon_i) = E(u_i) = -\left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \sigma_u \quad V(\varepsilon_i) = \frac{\pi-2}{\pi} \sigma_u^2 + \sigma_v^2$$

No es difícil observar que la asimetría (*Skewness*) del término compuesto debe ser negativa (ver figura III.1). Si la asimetría del término compuesto estimado es positiva, puede interpretarse que los datos son inconsistentes con el modelo seleccionado (Waldman, 1982). Este diagnóstico es independiente del supuesto que se haga sobre la distribución de la componente de ineficiencia.

**Figura III . 1**



Error compuesto para distintos valores de  $\sigma_u^2$  y  $\sigma_v^2$

Observemos que la ecuación (3.1) no puede ser estimada por OLS debido a que la esperanza del error compuesto no es cero. No obstante, existen variantes de este método de estimación

---

<sup>8</sup> La función de densidad de la H-N viene dada por:  $f(u) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}\sigma_u} \exp\left(-\frac{u^2}{2\sigma_u^2}\right)$ . En el resto del trabajo se asumirá esta distribución.

que nos permiten estimar dicha frontera, así como también puede estimarse por máxima verosimilitud.

### *MOLS (Modified Ordinary Least Squares)*

Las fronteras estocásticas se estiman en dos partes. En la primer parte se obtienen estimaciones consistentes de los parámetros tecnológicos y del parámetro de la función de distribución elegida. Aquí puede optarse por emplear ML (Maximum Likelihood) y realizar todas las estimaciones de una vez, o utilizar MOLS (Modified Ordinary Least Squares) y realizar los dos pasos que son necesarios para obtener una estimación consistente de la constante del modelo. Una vez hecho esto, debe descomponerse el error compuesto para tener una estimación de la ineficiencia de cada empresa.

Como acabamos de mencionar, el procedimiento llamado MOLS, según la terminología de Lovell (1993), requiere de dos pasos. El primer paso no depende del supuesto que se realice sobre la distribución de la ineficiencia y consiste básicamente en una estimación OLS de la función de producción. De esta forma se obtienen estimaciones consistentes e insesgadas de todos los parámetros, exceptuando la constante, la cual se encuentra sesgada. Para ver esto más claramente, rescribamos la ecuación (3.1) de la siguiente forma:

$$(3.4) \quad \ln Y_i = \underbrace{[\alpha + E(u_i)]}_{\alpha^*} + X\beta + v_i + \underbrace{[u_i - E(u_i)]}_{\varepsilon_i^*}$$

Observemos que aquí el término aleatorio  $\varepsilon_i^*$  posee esperanza nula, con lo cual podemos aplicar OLS y obtener estimaciones consistentes del vector  $\beta$ .

El segundo paso del proceso de estimación involucra estimar  $\alpha$ ,  $\sigma_u^2$  y  $\sigma_v^2$ . Aquí se torna necesario establecer algún supuesto sobre la distribución de  $u_i$ . Si asumimos que  $u_i$  sigue una distribución H-N, entonces los momentos de orden dos y tres de  $\varepsilon_i = v_i + u_i$  son  $E(\varepsilon_i^2) = \frac{\pi-2}{\pi}\sigma_u^2 + \sigma_v^2$  y  $E(\varepsilon_i^3) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left(1 - \frac{4}{\pi}\right)\sigma_u^3$  respectivamente. No es difícil observar que  $\varepsilon_i^* = v_i + [u_i - E(u_i)]$  posee los mismos momentos de orden dos y tres que  $\varepsilon_i$  debido a que  $E(u_i)$  es una constante. De esta manera, es posible utilizar los momentos de los residuos OLS para obtener estimaciones de  $\sigma_u^2$  y  $\sigma_v^2$ . Un vez hecho esto, simplemente resta obtener una estimación de  $E(u_i)$  para así poder desplazar la constante:

$$(3.5) \quad \hat{\alpha} = \hat{\alpha}^* - \hat{E}(u_i)$$

Observemos que el sesgo en la constante OLS proviene de la violación del supuesto clásico de esperanza nula del término de error. No obstante, hay que tener presente que la estimación



OLS de la verdadera constante de una función Cobb-Douglas está siempre sesgada (Kennedy, 1992) inclusive en el caso de estimación de funciones promedios. Esto se debe a que la esperanza del error multiplicativo de la función Cobb-Douglas es uno<sup>9</sup> y no cero.

### ML (Maximum Likelihood)

El método de estimación ML requiere de la maximización numérica de la función de verosimilitud y por este es más demandante de herramientas computacionales que MOLS. Sin embargo, en los últimos años han aparecido varios paquetes estadísticos que permiten estimar fronteras con ML de formas bastante sencilla. Al estimar la frontera por ML, es necesario realizar los supuestos sobre ambas componentes aleatorias desde un primer momento. Una vez hecho esto, para poder armar la función de verosimilitud necesitamos la función de densidad de  $\varepsilon_i = v_i + u_i$ . No es difícil mostrar que esta función de densidad surge de la siguiente integral:

$$f(\varepsilon) = \int_0^{\infty} f(u, \varepsilon) du = \int_0^{\infty} \frac{2}{2\pi\sigma_u\sigma_v} \cdot \exp\left\{-\frac{u^2}{2\sigma_u^2} - \frac{(\varepsilon - u)^2}{2\sigma_v^2}\right\} du$$

$$(3.6) \quad f(\varepsilon) = \frac{2}{\sigma} \phi\left(\frac{\varepsilon}{\sigma}\right) \Phi\left(-\frac{\varepsilon\lambda}{\sigma}\right)$$

donde  $\sigma^2 = \sigma_u^2 + \sigma_v^2$ ,  $\lambda = \sigma_u / \sigma_v$ ,  $\phi(\cdot)$  y  $\Phi(\cdot)$  son las funciones de densidad probabilística y acumulada de la normal estándar. Utilizando la ecuación (3.6), la función:

$$(3.7) \quad \ln L = -\frac{I}{2} \ln(\pi/2) - I \ln \sigma + \sum_i \ln \Phi\left(-\frac{\varepsilon_i \lambda}{\sigma}\right) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_i \varepsilon_i^2$$

La función (3.7) puede maximizarse para obtener estimaciones de todos los parámetros de la ecuación (3.1) así como también de  $\lambda$  y  $\sigma$ . Estas estimaciones son consistentes a medida que  $I \rightarrow +\infty$ . No obstante, Battese y Corra (1977) sugieren la reparametrización de la función de verosimilitud en función del parámetro  $\gamma = \sigma_u^2 / \sigma^2$  debido a que este parámetro toma valores entre cero y uno<sup>10</sup>, mientras que  $\lambda$  puede tomar cualquier valor no negativo. La parametrización en  $\gamma$  tiene ventajas en el proceso de iteración para maximizar la función, debido a que el espacio de valores posibles está acotado. De esta forma, la función log-likelihood es la misma función (3.7) pero reemplazando  $\lambda$  por  $\sqrt{\frac{\gamma}{1-\gamma}}$ .

<sup>9</sup> Esto se debe a que el error multiplicativo sigue una distribución log-normal. Al tomar logaritmos, el error resultante sigue una distribución normal con esperanza cero.

<sup>10</sup> Un valor de  $\gamma$  de cero indica que las desviaciones de la frontera se deben a totalmente a la presencia de ruido estadístico, mientras que un valor de  $\gamma$  de uno indica que todas las desviaciones se deben a ineficiencia (al igual que en el caso determinístico).

## La medida de Eficiencia

Una vez realizado la primer parte de la estimación, ya sea por MOLS o por ML, el siguiente paso consiste en obtener la medida de eficiencia para cada empresa. El problema aquí es extraer la información que  $\varepsilon_i$  posee de  $u_i$ . Una solución a este problema surge de la esperanza condicional de  $u_i$  dado  $\varepsilon_i$ . Jondrow et al.(1982) muestran que dado que  $f(u|\varepsilon)$  se distribuye como  $N^+(\mu^*, \sigma_*^2)$ , tanto la esperanza como la moda de esta distribución pueden utilizarse como un estimador puntual de  $u_i$ :

$$(3.8) \quad E[u_i/\varepsilon_i] = \mu_i^* + \sigma_* \left[ \frac{\phi(\mu_i^*/\sigma_*)}{\Phi(\mu_i^*/\sigma_*)} \right] \quad \text{donde} \quad \begin{cases} \mu_i^* = -\varepsilon_i \gamma ; \sigma_*^2 = \sigma_v^2 \gamma \\ \sigma^2 = \sigma_v^2 + \sigma_u^2 ; \gamma = \frac{\sigma_u^2}{\sigma^2} \end{cases} .$$

$$(3.9) \quad M(u_i/\varepsilon_i) = \begin{cases} \mu_i^* = -\varepsilon_i \gamma & \text{si } \mu_i^* > 0 \\ 0 & \text{si } \mu_i^* \leq 0 \end{cases}$$

Una vez obtenida la estimación puntual de  $u_i$ , la estimación de la eficiencia técnica (TE) de cada firma se obtiene a partir de la ecuación (3.2).

Observemos que es posible testear la hipótesis nula de que no hay ineficiencia en el modelo través del parámetro  $\gamma$ , utilizando  $H_0 : \gamma = 0$ . Esta hipótesis puede testearse a través de un test de razón de verosimilitud (LR). Si  $H_0$  es cierta, el estadístico LR está asintóticamente distribuido como una Ji- Cuadrado con grados de libertad igual al número de restricciones (en este caso una). No obstante, existen dificultades al testear  $H_0 : \gamma = 0$  debido a que  $\gamma = 0$  se encuentra en el límite del espacio de valores que puede tomar el parámetro. Es por esto que en este caso, si  $H_0$  es cierta, el estadístico LR posee una distribución asintótica que es una mezcla de distribuciones Ji-Cuadrado:  $\frac{1}{2} \chi_0^2 + \frac{1}{2} \chi_1^2$  (Coelli, 1995). La forma de calcular el valor crítico para un test de tamaño  $\alpha$ , es igual al valor de tabla  $\chi_1^2(2\alpha)$ . Así, el valor crítico para realizar un test de al 5% de significación es 2.71 en vez de 3.84.

## MOLS vs ML

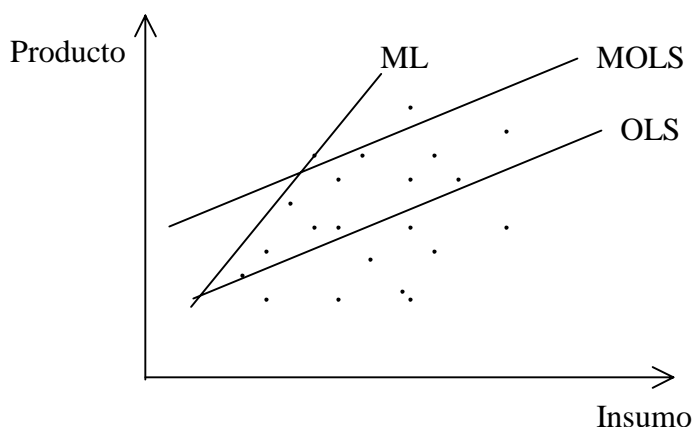
¿Qué método de estimación es conveniente para estimar la frontera? ¿MOLS? ¿ML? En términos empíricos no cabe duda que el método más utilizado es el de ML. No obstante, no existe consenso alguno que determine que ML brinda en todos los casos mejores estimaciones que MOLS.<sup>11</sup>

---

<sup>11</sup> De hecho Olson, J., Schmidt, P. y Waldman, D. (1980) realizaron un estudio de Monte Carlo concluyendo que el estimador MOLS es más eficiente en muestras chicas (menos de 200 datos) y ML es más eficiente en muestras grandes. Por otro lado, Coelli (1995) realizó un estudio de montecarlo encontrando que el estimador ML es

Para entender las diferencias entre ambos tipos de estimadores hay que notar ciertos aspectos particulares de cada uno. Por ejemplo, es importante notar que la frontera estimada mediante MOLS no es más que la recta promedio desplazada hacia arriba. Todas las empresas ponderan de la misma manera, y de esta forma se impone que la tecnología de la frontera sea la misma que la tecnología promedio. Por el contrario, el estimador ML utiliza la información *a priori* sobre la forma funcional de la ineficiencia, y de esta manera da una mayor ponderación en la determinación de los parámetros tecnológicos a las empresas más eficientes. Esto se muestra más claramente en la figura III.2.

**Figura III. 2**



Otro aspecto importante que diferencian ambos estimadores está relacionado con el impacto del supuesto sobre el término de ineficiencia. El estimador MOLS introduce este supuesto en el segundo paso. De esta manera, la estimación de los parámetros tecnológicos no se ve afectada por un error en el supuesto de dicha distribución. Contrariamente, dado que el estimador ML utiliza esta información desde un primer momento, cualquier tipo de mala especificación sobre la distribución de  $u_i$  afectará simultáneamente a la estimación de los parámetros tecnológicos.

El impacto del supuesto sobre la distribución de  $u_i$  no es menor debido a que es uno de los temas más delicados y discutidos en la literatura. En la práctica ha sido utilizada mayormente la distribución H-N, aunque no existe un motivo teórico que justifique esta elección. Ya Schmidt (1986) manifestó su opinión sobre las fronteras estocásticas argumentando: “in my opinion the only serious intrinsic problem with the stochastic frontiers is that the separation of noise and inefficiency ultimately hinges on strong (and arbitrary) distributional assumptions” Por otro lado, recientemente Rossi y Canay (2001) mostraron que si uno utiliza MOLS, la distribución exponencial siempre identifica un mayor número de firmas eficientes que la H-N. De este modo, la elección de un supuesto llevaría implícita alguna idea sobre la eficiencia de las firmas.

---

siempre mejor que el estimador MOLS cuando la proporción de la varianza de la ineficiencia sobre el total de la varianza es alta. Este motivo hace que este autor recomiende siempre el uso del estimador ML.

## Datos en Paneles

En general, los estudios de fronteras estocásticas con datos de corte transversal están expuestos a tres serias dificultades (Schmidt y Sickles, 1984). En primer lugar, la estimación del término de ineficiencia, aunque insesgada, es inconsistente. En segundo lugar, tanto la estimación de la frontera como la descomposición de la distancia en ruido e ineficiencia requiere de algún supuesto sobre el término de ineficiencia. Finalmente, es necesario suponer que la ineficiencia es independiente de los regresores, lo cual puede no ser un buen supuesto en determinados contextos: si una firma conoce su nivel de eficiencia, es probable que modifique su elección de insumos.

Todos estos problemas son potencialmente solucionables con la utilización de datos en paneles. La primer dificultad puede solucionarse debido a que la ineficiencia técnica de cada productor puede ser estimada consistentemente a medida que el número de observaciones de cada firma aumenta.<sup>12</sup> Por otro lado, varios métodos de estimación vía datos en paneles no necesitan realizar ningún supuesto arbitrario sobre la distribución de la ineficiencia dado que suponen que la misma es constante en el tiempo. Finalmente, no todas las técnicas de estimación requieren el supuesto de independencia entre la ineficiencia técnica y las variables explicativas. Básicamente, los modelos con datos en paneles pueden ser estimados mediante la utilización de dos técnicas: el modelo de efectos fijos (*Least Squares Dummy Variable*) y el modelo de efectos aleatorios (*Generalized Least Squares*).

Definamos un modelo con  $I$  productores durante  $T$  períodos. El equivalente de la ecuación (3.1) con datos en paneles y suponiendo que la ineficiencia es invariante en el tiempo es, para ambos tipos de estimadores:

$$(3.10) \quad \ln Y_{it} = \alpha + X\beta + v_{it} + u_i = \alpha_i + X\beta + v_{it} \quad \text{donde} \quad u_i \leq 0 \quad \wedge \quad \alpha_i = \alpha + u_i \quad (\text{LSDV})$$

$$(3.11) \quad \ln Y_{it} = [\alpha + E(u_i)] + X\beta + v_{it} + [u_i - E(u_i)] = \alpha^* + X\beta + v_{it} + u_i^* \quad \text{donde} \quad u_i \leq 0 \quad (\text{GLS})$$

Estos modelos son similares a los modelos convencionales de datos en paneles con efectos individuales sobre cada productor pero sin efectos temporales. La única diferencia es que aquí se requiere que el efecto sobre cada productor sea no positivo.

Si utilizamos un modelo de efectos fijos (LSDV), es necesario suponer que  $v_{it}$  es i.i.d  $(0, \sigma_v)$  y que no está correlacionado con los regresores, aunque no es necesario realizar ninguno de estos dos supuestos para  $u_i$ .<sup>13</sup> Contrariamente, si utilizamos un modelo de efectos aleatorios (GLS) es necesario suponer que  $u_i$  es una variable aleatoria con media y varianza constante, y

---

<sup>12</sup> Esta ventaja no resulta tan significativa en términos empíricos debido a que, usualmente, los paneles suelen ser cortos.

<sup>13</sup> También se permite que  $u_i$  esté correlacionado con  $v_{it}$ .

que no está correlacionada ni con los regresores ni con  $v_{it}$ . No obstante, no es necesario realizar ningún supuesto sobre la distribución de  $u_i$ .

Una vez estimada la ecuación (3.10) por LSDV o la ecuación (3.11) por GLS, debemos realizar la siguiente normalización para que se cumpla la restricción  $u_i \leq 0$ :

$$(3.12) \quad \hat{u}_i = \hat{\alpha}_i - \max_i \{\hat{\alpha}_i\} \quad (LSDV)$$

$$(3.13) \quad \hat{u}_i = \hat{u}_i^* - \max_i \{\hat{u}_i^*\} \quad (GLS)$$

Aquí podemos ver que ambos estimadores requieren que al menos una firma sea 100% eficiente, mientras que la eficiencia de las demás se calcula relativa a esta firma.

Un aspecto clave en términos empíricos es el trade-off que existe entre incluir regresores invariantes en el tiempo y suponer que la ineficiencia no está correlacionada con los regresores. El modelo de efectos fijos no requiere el supuesto de independencia entre la ineficiencia y los regresores, al costo de no permitir la inclusión de regresores constantes en el tiempo. Si estos atributos invariantes de cada firma están presentes, serán capturados por el efecto fijo (independientemente de si estos atributos se incluyen o no en el modelo) y de esta forma se estará confundiendo la ineficiencia con el efecto de estos atributos. En cambio, el modelo de efectos aleatorios permite la inclusión de regresores invariantes en el tiempo, pero al costo de suponer que la ineficiencia es independiente de los regresores.

Tanto el estimador de efectos fijos como el de efectos aleatorios son determinísticos, en el sentido que toda la diferencia entre los efectos de cada firma se considera ineficiencia. No obstante, si suponemos alguna distribución para la ineficiencia y asumimos que existe independencia entre el término de ineficiencia y los regresores, es posible estimar una frontera de producción estocástica con datos en paneles mediante máxima verosimilitud. Esta opción ha sido muy utilizada en la práctica.

Hasta aquí hemos supuesto que la ineficiencia es constante en el tiempo. Sin embargo, la utilización de datos en paneles posee como ventaja adicional poder estudiar la evolución de la eficiencia en el tiempo. El supuesto de que la ineficiencia técnica es invariante en el tiempo se torna más difícil de mantener a medida que  $T$  aumenta. Uno debería esperar que los managers aprendan de su experiencia pasada y que así modifiquen su nivel eficiencia en el tiempo.

Un vez que se permite que la ineficiencia varíe con el tiempo, se torna necesario establecer la estructura que indica cómo es dicha evolución. Una de las primeras especificaciones fue propuesta por Cornwell, Schmidt y Sickles (1990), quienes establecieron que la ineficiencia evoluciona en el tiempo a través de una función cuadrática ( $u_{it} = \kappa_{i1} + \kappa_{i2}t + \kappa_{i3}t^2$ ). Vale la pena notar que la ecuación indica que cada firma posee su propia estructura temporal. Esto implica que la especificación de Cornwell et al. es muy flexible, pero muy demandante en términos de datos ya que implica estimar  $I \cdot 3$  parámetros adicionales.

Lee y Schmidt (1993) propusieron una formulación alternativa donde  $u_{it}$  se especifica como  $\omega(t)u_i$ :

$$(3.14) \quad \ln y_{it} = \alpha_t + X\beta + v_{it} + u_{it} = \alpha_t + X\beta + v_{it} + \omega(t)u_i .$$

A diferencia de la formulación de Cornwell et al., en este modelo  $\omega(t)$  es igual para cada firma y así requiere de la estimación una menor cantidad de parámetros adicionales. Este modelo es muy conveniente cuando  $T$  no es muy grande y por este motivo varias especificaciones particulares han sido propuestas por el mismo. Por ejemplo, Battese y Coelli (1992) definen a  $\omega(t)$  como una función Exponencial con un solo parámetro a estimar:

$$(3.15) \quad u_{it} = \{\exp[-\eta(t-T)]\}u_i \quad i = 1, \dots, I \quad t = 1, \dots, T .$$

En esta especificación, si  $\eta$  es positivo el modelo muestra que la ineficiencia es decreciente en el tiempo, mientras que si  $\eta$  es negativo la ineficiencia es creciente (Coelli et al. 1998).<sup>14</sup> Una desventaja de esta especificación es que la posición relativa de cada firma de acuerdo a su eficiencia técnica es la misma en todos los períodos. De esta forma, este modelo no es adecuado para analizar situaciones en donde una firma que es inicialmente ineficiente se torna relativamente más eficiente en los períodos siguientes.

Finalmente, las estimaciones de fronteras de producción mediante la utilización de datos en paneles pueden utilizarse para calcular el crecimiento en la productividad total de los factores (TFP). No solo es posible obtener esta medida, sino que también puede descomponerse en cambio tecnológico y cambio en la eficiencia técnica. Esto permite distinguir los efectos de los desplazamientos de la función de producción de las ganancias individuales de cada firma (*catching up effect*). El cambio tecnológico puede medirse mediante la inclusión de un término de tendencia en el vector de regresores. La inclusión de tendencia de esta forma refleja lo que se conoce como cambio tecnológico neutral a la Hicks. Esto es, el intercepto de la función cambia con el tiempo pero no los parámetros tecnológicos. Si el tipo de cambio tecnológico deseado es no neutral, entonces deben añadirse términos de interacción entre los parámetros tecnológicos y el tiempo. Así, el cambio tecnológico (TC) y el cambio en la eficiencia técnica (EC) entre los momentos  $\tau$  y  $s$  vienen dados por las siguientes expresiones:

$$(3.16) \quad EC = TE_{i\tau} / TE_{is}$$

$$(3.17) \quad TC = \left\{ [1 + \partial F(X_{i\tau}; t; \beta) / \partial t] * [1 + \partial F(X_{is}; t; \beta) / \partial t] \right\}^{0.5}$$

El cambio en la productividad total de los factores surge del producto de ambas medidas.

---

<sup>14</sup> En este modelo puede testarse la hipótesis nula de que  $\eta$  es cero y así verificar si efectivamente la ineficiencia evoluciona en el tiempo o no.

#### IV. Heteroscedasticidad

El análisis de la heteroscedasticidad no ha sido un tema particularmente tratado en la literatura y son pocos los trabajos empíricos al respecto. Quizás esto se deba a la mayor complejidad que genera este problema en una frontera<sup>15</sup> (y en la obtención de la medida de eficiencia), en relación con un modelo lineal clásico. Entre los trabajos existentes sobre heteroscedasticidad en fronteras, dos de los más importantes son los de Caudill y Ford (1993) y Reifshneider y Stevenson (1991), tratando ambos el caso de heteroscedasticidad en la componente de ineficiencia. Aquí se intentará resaltar las consecuencias más importantes de la presencia de Heteroscedasticidad en la estimación de la frontera y en la estimación de la medida de eficiencia, así como las alternativas de estimación y testeo.

En el modelo lineal clásico, la presencia de heteroscedasticidad genera estimaciones OLS insesgadas y consistentes, aunque ya no eficientes. Generalmente se argumenta que este problema aparece cuando, por ejemplo, los comportamientos de cada firma están afectados por variables como su tamaño. Judge et al (1980) plantean que la cadena de análisis a seguir por el investigador debe comenzar proponiendo cómo testear la heteroscedasticidad, luego cómo modelarla y finalmente cómo estimar el modelo elegido. Test para chequear la presencia de heteroscedasticidad existen muchos y no es un tema que particularmente distinga a las estimaciones de fronteras de las estimaciones clásicas. Paralelamente, dentro de las formas funcionales posibles existen numerosos casos expuestos de manera muy completa en Judge et al (1980). No obstante, dadas las particularidades de las estimaciones de fronteras, creemos que sólo dos de las especificaciones pueden adaptarse de mejor forma. Con respecto a los métodos de estimación, y siguiendo con la línea de análisis de las secciones anteriores, analizaremos los casos de los métodos *MOLS* y *ML*.

En el caso de las fronteras de eficiencias surgen dos problemas que no aparecen en un modelo clásico. Caudill y Ford (1993) comentan que el efecto de la heteroscedasticidad sobre los parámetros de la función son mucho más perversos cuando se trata de una frontera. Esto es así porque cuando se estiman funciones promedios, se sabe que los valores medios no se ven afectados por dispersiones simétricas en torno a ellos. Por el contrario, la frontera cambia su pendiente cuando la dispersión crece. Un problema adicional surge del hecho de que el error de la ecuación a estimar está compuesto por dos componentes. En caso de detectarse la presencia de heteroscedasticidad, es probable que el investigador no sepa si la heteroscedasticidad está presente en sólo una de las componentes (en cuyo caso tendrá que saber cuál de las componentes es homoscedastica) o en ambas. Un paso importante a seguir será, entonces, conocer cuales son las consecuencias que se derivan de cada caso.

Por un lado, podría suceder que la heteroscedasticidad se encuentre en la componente de ruido estocástico. Aquí no es difícil observar que si  $v_i \approx N(0, \sigma_{vi}^2)$  las estimaciones de los parámetros de la ecuación (3.1) continuarán siendo insesgadas.<sup>16</sup> Este caso sería muy similar a

---

<sup>15</sup> Además, los paquetes estadísticos más usuales (FRONTIER y LIMDEP) no permiten tener en cuenta patrones de Heteroscedasticidad.

<sup>16</sup> Sin olvidar que la constante siempre estará sesgada.

un modelo clásico con heteroscedasticidad. Por otro lado, si existen factores específicos de cada firma que afectan su ineficiencia técnica, entonces estos efectos se mostrarán como parámetros específicos de cada firma para la función de distribución de  $u_i$ . De este modo, tanto las estimaciones de los parámetros de la función de producción como las estimaciones de la eficiencia técnica se verán afectadas por la presencia de heteroscedasticidad en  $u_i$  (Kumbhakar y Lovell, 2000). En este caso, si rescribimos la ecuación (3.4) resulta:

$$(4.1) \quad \ln Y_i = \underbrace{\left[ \alpha - \left( \frac{2}{\pi} \right)^{1/2} \sigma_{ui} \right]}_{\alpha^*} + X \beta + \underbrace{v_i + [u_i - E(u_i)]}_{\varepsilon_i^*}$$

En esta expresión podemos observar como la heteroscedasticidad en  $u_i$  implica una constante específica para cada firma, ocasionando estimaciones sesgadas en caso que la heteroscedasticidad no se tenga en cuenta. De esta forma, el efecto de la heteroscedasticidad sobre la estimación de los parámetros de la frontera no es indistinto a si la misma se ve presente en una u otra componente aleatoria.

Un modelo que incluya la heteroscedasticidad en  $v_i$  podría expresar a  $\sigma_{vi}^2$  como función de determinadas variables  $g_i$  de cada firma. El problema aquí es doble: hay que determinar la forma funcional del patrón de heteroscedasticidad y hay que elegir las variables a incluir en dicha especificación. Siguiendo las recomendaciones de Judge et al (1980) tendremos en cuenta únicamente los siguientes casos:<sup>17</sup>

$$(4.2) \quad \sigma_{vi} = \psi_0 + \sum_{i=1}^r \psi_i g_i.$$

$$(4.3) \quad \sigma_{vi}^2 = \exp \left( \psi_0 + \sum_{i=1}^r \psi_i g_i \right)$$

La forma de estimar este modelo por medio del estimador MOLS consiste en modificar el segundo paso, dejando el primer paso inalterado. El segundo paso del proceso de estimación involucra estimar  $\alpha$ ,  $\sigma_u^2$  y  $\sigma_v^2$ . El momento de orden 3 de los residuos OLS,  $\hat{\varepsilon}_i^*$ , no se ve afectado por la heteroscedasticidad en  $v_i$ . Así, podemos obtener una estimación de  $\sigma_u^2$  a partir de ese momento muestral. Una vez hecho esto, tenemos que  $V(\varepsilon_i^*) = \frac{\pi-2}{\pi} \sigma_u^2 + \sigma_{vi}^2$  y así podemos utilizar como variable proxy de  $\sigma_{vi}^2$  a  $\hat{\varepsilon}_i^2 - \frac{\pi-2}{\pi} \hat{\sigma}_u^2$  e introducir estos valores en la ecuación (4.2) o (4.3) para obtener estimaciones consistentes de  $\psi_i$ .<sup>18</sup> Si además de obtener

<sup>17</sup> Debido a que se quiere evitar estimaciones de varianzas negativas.

<sup>18</sup> Judge et al (1980) mencionan en su exposición que aunque las estimaciones OLS de los  $\psi_i$  no poseen todas las buenas propiedades porque, en general, el termino de error asociado a la ecuación es heteroscedástico, está



las medidas de eficiencia el investigador está interesado en tener mejores estimaciones de los parámetros de la frontera, entonces podría utilizar los valores estimados de  $\sigma_{vi}^2$  y aplicar GLS en el primer paso de MOLS nuevamente. Otra opción alternativa sería tener en cuenta la relación establecida en estas ecuaciones a la hora de armar la función de verosimilitud y estimar todos los parámetros  $(\alpha, \beta, \sigma_u^2, \psi)$  por ML de una sola vez.

En el caso en que la heteroscedasticidad se encuentre en  $u_i$  también podríamos expresar a  $\sigma_{ui}^2$  como función de determinadas variables al estilo de la ecuación (4.2). Kumbhakar y Lovell (2000) señalan que en este caso la única opción posible de estimación es a través de ML, debido a que el estimador MOLS posee dos inconvenientes:

- (a) El intercepto de cada firma puede ser no lineal si utilizamos formas funcionales como las de la ecuación (4.3):  $\alpha - \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} * \left(\exp\left(\psi_0 + \sum_{i=1}^r \psi_i g_i\right)\right)^{1/2}$
- (b) Si  $\hat{\varepsilon}_i^2$  es regresado sobre  $\sigma_v^2 + \left(\frac{\pi-2}{\pi}\right) \left(\psi_0 + \sum_{i=1}^r \psi_i g_i\right)^2 + \xi_i$ ,  $\sigma_v^2$  no podrá ser separado del término constante de la ecuación.

Aquí vale la pena hacer algunos comentarios. Es cierto que para la mayoría de las especificaciones el intercepto de cada firma puede ser no lineal. No obstante, puede advertirse que si se elige la forma funcional (4.2), este problema no está presente. Por otro lado, con respecto al punto (b) hay dos puntos: (1) No existe ningún argumento que exija que la forma funcional posea un término constante, con lo cual el problema no puede generalizarse; (2) habría que evaluar la posibilidad de obtener la variable proxy de  $\sigma_{ui}^2$  a través de la utilización

del momento de orden 3  $E(\varepsilon_i^3) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{1/2} \left(1 - \frac{4}{\pi}\right) \sigma_{ui}^3$ .

Hasta aquí hemos visto muy brevemente cómo la heteroscedasticidad afecta a la estimación de la frontera y cómo la misma puede ser modelada. Pero como ya mencionamos, tanto la heteroscedasticidad en  $u_i$  como en  $v_i$  afectan directamente la medida de eficiencia técnica. La forma más sencilla de detectar este efecto es analizando la ecuación del modo condicional  $M(u_i | \varepsilon_i)$ :

$$(4.4) \quad M(u_i | \varepsilon_i) = \begin{cases} \mu_i^* = -\varepsilon_i \left[ \frac{1}{1 + (\sigma_{vi}^2 / \sigma_u^2)} \right] & \text{si } \mu_i^* > 0 \\ 0 & \text{si } \mu_i^* \leq 0 \end{cases}$$

---

autocorrelacionado y no posee media cero; bajo ciertas condiciones normales dichas estimaciones son consistentes.

$$(4.5) \quad M(u_i / \varepsilon_i) = \begin{cases} \mu_i^* = -\varepsilon_i \left[ \frac{1}{1 + (\sigma_v^2 / \sigma_{u_i}^2)} \right] & \text{si } \mu_i^* > 0 \\ 0 & \text{si } \mu_i^* \leq 0 \end{cases}$$

En ambos casos existen dos fuentes de variación en la eficiencia técnica de cada firma. Por un lado tenemos la variación del residuo y, por otro, la variación producida en el ponderador del residuo que viene dada por la heteroscedasticidad. Si suponemos que la heteroscedasticidad está en  $u_i$  y que la misma varía proporcionalmente con el tamaño de las firmas, entonces ignorar este efecto causa una subestimación de  $M(u_i | \varepsilon_i)$  para las firmas chicas y una sobreestimación de  $M(u_i | \varepsilon_i)$  para las firmas grandes. Esto surge a simple vista de la ecuación (4.5). De este modo, la eficiencia técnica de las empresas chicas estaría siendo subestimada mientras que la eficiencia técnica de las empresas grandes estaría siendo sobreestimada. No es difícil observar que si la heteroscedasticidad proviene de  $v_i$  el efecto sería el contrario: firmas chicas con eficiencia sobreestimada y firmas grandes con niveles de eficiencia subestimados. Así, es evidente que si ambas componentes son heteroscedásticas el efecto final dependerá de la fuerza de interacción de ambas.<sup>19</sup>

Como acabamos de ver, las consecuencias de reconocer heteroscedasticidad en  $u_i$  o en  $v_i$  son totalmente opuestas. Caudill y Ford (1995) realizaron un estudio de Monte Carlo y concluyeron que la estimación de una frontera que no tenga en cuenta la presencia de heteroscedasticidad lleva a una subestimación de la eficiencia de las empresas chicas y a una sobreestimación de la eficiencia de las empresas grandes. Estos resultados podrían indicar que el supuesto de homoscedasticidad en  $u_i$  es más débil que el mismo supuesto sobre  $v_i$ .

Para concluir me gustaría hacer una mención con respecto a la relevancia de la heteroscedasticidad en las estimaciones de fronteras en empresas reguladas. Para estimar cualquiera de los modelos comentados en esta sección es necesario tanto establecer una forma funcional del patrón de heteroscedasticidad como elegir cada una de las variables  $g_i$ . Ambas decisiones están impregnadas de arbitrariedades. Además, es ampliamente mencionado en la literatura que en la mayoría de los casos la heteroscedasticidad está relacionada con los tamaños relativos de las firmas. Así, los modelos comentados en esta sección presuponen que la forma funcional de la frontera (ya sea una función de costos o producción) y las variables que pertenecen a la especificación, están establecidos teóricamente y que no pueden ser corregidos por los distintos tamaños, llevando así a establecer un modelo que tenga en cuenta los distintos tamaños a través de un patrón de heteroscedasticidad. Este es efectivamente el rol que cumplen las variables ambientales en las típicas estimaciones de fronteras aplicadas a regulación. Este conjunto de variables, como se verá en la próxima sección, intenta capturar las diferencias en el ambiente de trabajo de cada firma, las diferencias de sus tamaños, sus distintas estructuras de demanda, etc. De este modo, el problema de la heteroscedasticidad desaparece al especificar correctamente el modelo y corregirlo por las variables ambientales. La ventaja de esta metodología es que, aunque siguen existiendo arbitrariedades en la elección

---

<sup>19</sup> En este trabajo no discutiremos en detalle el caso en que ambas componentes son heteroscedásticas.

de estas variables ambientales, no aparece una arbitrariedad en la elección de un patrón de heteroscedasticidad. La relación entre los errores de especificación y la presencia de heteroscedasticidad en las fronteras estocásticas no ha sido estudiada en la literatura y es un tema de gran relevancia para la aplicación empírica.

## **V. Una Aplicación: Comparación Internacional de Distribuidoras Eléctricas**

### *La función de producción*

En la práctica, la estimación de una función de producción no es tan simple como la teoría lo determina. La función de producción de una empresa distribuidora de energía no sólo es una relación técnica entre insumos y productos sino que además depende de una variedad de factores. Así, en los trabajos empíricos suelen distinguirse dos partes de la función: el “corazón” del modelo (determinado teóricamente y formado por el conjunto de insumos) y las variables ambientales. El rol de las variables ambientales es capturar los factores externos que pueden influenciar a las firmas, logrando que las mismas sean comparables. Algunos ejemplos de variables ambientales son: área de concesión, tipo de propiedad, como pública o privada, y características demográficas (ver Freíd, Schmidt y Yaisawarng, 1995).

De esta manera, una elección clave previa a la estimación es la determinación de las variables proxy del producto, de los insumos y de las variables ambientales. Weyman-Jones (1992) utilizó en su estudio sobre empresas eléctricas del Reino Unido al número de clientes como variable de producto, a la cantidad de empleados como insumo, y a las siguientes variables ambientales: kilómetros de red, capacidad de transformación, ventas totales, densidad de población, ventas industriales/ventas totales y demanda punta. En otro trabajo, Hjalmarsson y Veiderpass (1992) examinan la eficiencia de empresas distribuidoras eléctricas en Suecia y utilizan al número de clientes como producto, a las horas trabajadas y los kilómetros de red como insumos y añaden finalmente la capacidad de transformación. En general, las variables utilizadas como proxy de producto son el número de clientes y las ventas en Mwh, siendo el número de clientes la más utilizada en la práctica.

### *Los Datos*

Los datos brutos empleados en este trabajo se han obtenido de los informes de la Secretaría General de la Comisión de Integración Eléctrica Regional (CIER). De dicho informe se extrajeron dos muestras: (a) una comprendida por 27 empresas para el año 1999 (Argentina (6)<sup>20</sup>, Bolivia (2), Brasil (4), Chile (2), Colombia (4), Ecuador (3), Perú (3), Uruguay (1), Venezuela (2)); (b) otra comprendida por un panel desbalanceado de 32 empresas durante el período 1994-1999 (Argentina (5), Bolivia (3), Brasil (3), Chile (3), Colombia (1), Ecuador (4), Paraguay (1), Perú (4), Uruguay (1), Venezuela (7)).

---

<sup>20</sup> Las empresas Argentinas incluidas son Edenor (Cap. Fed), Edesur (Cap. Fed), Epec (Córdoba), Edemsa (mendoza), Edeersa (Entre Ríos), Emsa (Misiones).

A los efectos de la estimación, y de acuerdo a lo comentado en el punto anterior, se han seleccionado siete variables de la base de datos de CIER, las que se detallan a continuación: Ventas finales (en MWh), Proporción de ventas a residenciales (proxy de estructura de mercado), Líneas de distribución, Área de servicio, Número de clientes (como proxy de producto), Número de empleados y Densidad poblacional. La variable ventas fue descartada debido a que prefirió utilizarse como proxy de producto a la variable clientes. Por otro lado, la proporción de ventas a residenciales fue eliminada del modelo final por ser altamente irrelevante. Así, la tabla 1 presenta un resumen de las variables restantes para las dos muestras:

**Tabla 1: Estadísticas Descriptivas**

<b>Corte transversal para 1999</b>					
<i>Variable</i>	<i>Muestra</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Media</i>	<i>Desv. Estan.</i>
<i>Número de Clientes</i>	27	4917085	21773	789210	1097521
<i>Número de Empleados</i>	27	10315	69	1546.667	2308.406
<i>Líneas de dist. (Kmred)</i>	27	316997	809	28807	60261
<i>Área de servicio (Km2)</i>	27	562762	81	53091	112919
<i>Densidad de Población</i>	27	5617	10	806	1350
<b>Panel de datos: 32 empresas - período 1994 - 1999</b>					
<i>Variable</i>	<i>Muestra</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Media</i>	<i>Desv. Estan.</i>
<i>Número de Clientes</i>	162	4917085	11633	632047	953825
<i>Número de Empleados</i>	162	12239	58	1845	2789
<i>Líneas de dist. (Kmred)</i>	162	316997	282	21262.31	55947
<i>Área de servicio (Km2)</i>	162	901420	59	100893	206670
<i>Densidad de Población</i>	162	5726	2	710	1166

Fuente: Elaboración propia sobre la base de los datos publicados por CIER

### *Modelo de Corte Transversal*

Una vez establecidas las variables continuaremos con la estimación. Para ello utilizaremos una función de producción Cobb- Douglas,<sup>21</sup> con lo cual cada variable se encuentra expresada en logaritmos. Además, tanto el estimador MOLS como el ML parten del modelo OLS.<sup>22</sup> Es por esto que el primer paso consiste en decidir si el modelo posee las propiedades necesarias para estimar una frontera. En la tabla 2 podemos observar que el modelo posee un buen ajuste y que todas las variables son relevantes. El test de White para dicha estimación no pudo rechazar la hipótesis nula de ausencia de heteroscedasticidad con lo cual trabajaremos con un modelo homoscedástico. Además, se realizó el test RESET y tampoco se pudo rechazar la hipótesis de una buena especificación del modelo. Así, dado que nuestro modelo está bien especificado y no adolece de heteroscedasticidad, debemos observar si la asimetría (skewness) de los residuos OLS posee el signo correcto<sup>23</sup> (y necesario) para poder estimar una

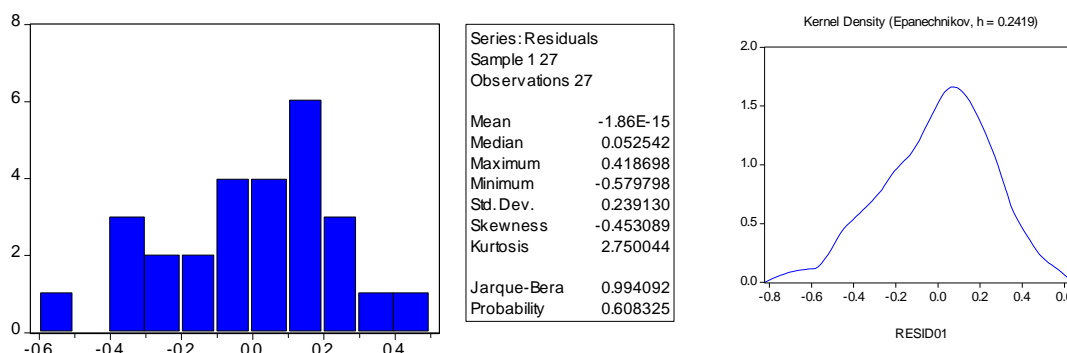
<sup>21</sup> No se testeará si una especificación translog sería más adecuada, debido a la falta de grados de libertad.

<sup>22</sup> Debido a que el algoritmo de estimación toma como valores iniciales a las estimaciones OLS.

<sup>23</sup> Ver figura III.1.

frontera de producción. En la figura V.1 puede observarse que la asimetría de los residuos OLS posee el signo correcto, con lo cual estamos en condiciones de aplicar los estimadores MOLS y ML.

**Figura V.1 : Función de densidad de los residuos OLS**



Los resultados de los estimadores OLS, MOLS y ML se presentan en la tabla 2.

**Tabla 2: Estimación – Corte transversal**

Variable dependiente:		Lnclientes			Observaciones			27	g.l	22
<b>Variables</b>	<b>OLS</b>	<b>Coficiente</b>	<b>t-stat</b>	<b>p-value</b>	<b>OLS</b>	<b>Coficiente</b>	<b>t-stat</b>	<b>p-value</b>		
	<i>Lnempleo</i>	0.2023	2.4327	0.0236	<i>constante</i>	-0.6393	-0.7921	0.4367		
	<i>Lnkmred</i>	0.3141	3.4322	0.0024	<i>R-cuad.</i>	0.9661				
	<i>Lnarea</i>	0.6666	7.0834	0.0000	<i>Log Likelihood</i>	0.7699				
	<i>Lndenspob</i>	0.6223	5.1594	0.0000						
	<b>MOLS</b>	<b>Coficiente</b>	<b>t-stat</b>	<b>p-value</b>	<b>MOLS</b>	<b>Coficiente</b>	<b>t-stat</b>	<b>p-value</b>		
	<i>Lnempleo</i>	0.2023	---	---	<i>Gamma</i>	0.8000	---	---		
	<i>Lnkmred</i>	0.3141	---	---	<i>Sigma Cuad.<sup>24</sup></i>	0.1122	---	---		
	<i>Lnarea</i>	0.6666	---	---	<i>Log Likelihood</i>	---				
	<i>Lndenspob</i>	0.6223	---	---	<i>% de ruido</i>	40.82				
	<i>constante</i>	-0.3835	---	---						
	<b>ML</b>	<b>Coficiente</b>	<b>t-stat</b>	<b>p-value</b>	<b>ML</b>	<b>Coficiente</b>	<b>t-stat</b>	<b>p-value</b>		
	<i>Lnempleo</i>	0.1787	2.2723	0.0332	<i>Gamma</i>	0.9999	2503.94	0.0000		
	<i>Lnkmred</i>	0.2916	3.5478	0.0018	<i>Sigma Cuad.</i>	0.1824	3.7091	0.0012		
	<i>Lnarea</i>	0.7629	8.5614	0.0000	<i>Log Likelihood</i>	3.5847				
<i>Lndenspob</i>	0.6928	6.1532	0.0000	<i>% de ruido</i>	0.00					
<i>constante.</i>	-1.0771	-1.3194	0.2006							

<sup>24</sup> Recordemos que en el contexto de las fronteras estocásticas, sigma cuadrado es :  $\sigma_u^2 + \sigma_v^2$

Como se explicó en la sección III, es posible testear la existencia de una frontera a través del parámetro gamma,  $H_0 : \gamma = 0$ . El valor del estadístico LR fue de 5.62 con lo cual estamos en condiciones de rechazar dicha hipótesis y considerar que existe frontera. Por otro lado, también podemos testear la hipótesis de que la distribución de la ineficiencia no necesariamente resulta de truncar una distribución con media cero. Nuevamente, podemos testear la hipótesis  $H_0 : \mu = 0$  a través de un test de razón de verosimilitud. El valor del estadístico LR fue de 1.6 con lo cual trabajar con una distribución Half – Normal no parece ser un mal supuesto.

En la tabla puede apreciarse que el estimador MOLS mantiene los coeficientes asociados a cada variable sin alterar (con respecto a los coeficientes del modelo clásico), modificando únicamente el valor de la constante (desplazándola hacia arriba). Por su parte, el estimador ML arrojó resultados que difieren de los arrojados por el modelo clásico. Esto es coherente con el porcentaje de ruido nulo hallado en la frontera ML.<sup>25</sup> Una observación que puede hacerse en referencia a los porcentajes de ruido estadístico encontrados por los distintos modelos es la siguiente. Dado que el estimador MOLS arrojó un porcentaje de ruido mayor que el estimador ML, sería de esperar que aquel brinde una eficiencia media mayor que este último debido a que parte de la distancia entre las observaciones y la frontera la adjudicará a ruido y no a ineficiencia. Esto podemos apreciarlo directamente en la tabla 3, donde se presentan las medidas de eficiencia de cada empresa con su correspondiente ranking relativo.

**Tabla 3: Medidas de Eficiencia y Rankings**

Firma	País	Efic - MOLS	Ranking	Efic - ML	Ranking	Firma	País	Efic - MOLS	Ranking	Efic - ML	Ranking
CEMIG	Br	0.6695	22	0.5577	23	EDEMSA	Arg	0.8996	4	0.9855	2.
CPFL	Br	0.8595	9	0.7924	10	ENELBAR	Ven	0.8549	11	0.8007	8.
EDENOR	Arg	0.8942	5	0.7865	11	Electroc	Pe	0.5196	27	0.3670	27.
EDESUR	Arg	0.9270	1	0.9482	3	EDEERSA	Arg	0.7933	17	0.7446	14.
CODENSA	Col	0.8481	12	0.6962	19	CRE	Bol	0.7240	21	0.5804	22.
UTE	Ur	0.7717	19	0.7245	15	Emelectric	Ch	0.8739	7	0.8828	6.
EPPM	Col	0.9338	1	0.9972	1	EEASA	Ecu	0.8638	8	0.9298	4.
LDS	Pe	0.8569	10	0.7212	16	CONAFE	Ch	0.9084	3	0.9225	5.
COSERN	Br	0.8833	6	0.8653	7	EMSA	Arg	0.6585	23	0.6037	21.
EPEC	Arg	0.7423	20	0.6670	20	ELEVAL	Ven	0.6356	25	0.4451	26.
CEB	Br	0.8384	13	0.7533	13	EERSSA	Ecu	0.8132	15	0.7824	12.
ESSA	Col	0.6285	26	0.5266	24	ELFEO	Bol	0.8334	14	0.7098	17.
EPSA	Col	0.7899	18	0.7027	18	EEACA	Ecu	0.8037	16	0.7948	9.
HIDRAN	Pe	0.6420	24	0.4480	25	<b>Media de las 27</b>		<b>0.7951</b>		<b>0.7310</b>	

<sup>25</sup> En el caso en que la frontera encuentra 100% de ruido estadístico, los estimadores ML y OLS coinciden y todas las empresas son eficientes.

Efectivamente, el valor de la eficiencia media del estimador MOLS (0.79) es mayor que el valor medio del estimador ML (0.73). No obstante, ambos métodos identifican a EEPPM (Colombia) como la empresa más eficiente y a Electrocentro (Perú) como la menos eficiente. Los resultados para las empresas Argentinas fueron bastante polares: tanto Edenor, Edesur y Edemsa figuran entre las empresas más eficientes, aunque Epec, Edeersa y Emsa figuran en el extremo opuesto.

A simple vista podría concluirse que los rankings establecidos por ambas metodologías son relativamente iguales. Una forma más formal de probar esto sería calculando la correlación entre rankings y la proporción de empresas en común que ambos métodos encuentran conjuntamente en el primer y último cuartil. Esta información se muestra en la tabla 4.

**Tabla 4: Spearman - mejores y peores**

	Estadístico SP		
	1º Cuartil	4º Cuartil	
<b>MOLS - ML</b>	0.920	0.86	0.71

Como puede observarse, la correlación de rankings es de 0.92, mientras que un 86% de las empresas (las mejores) se hallan en el primer cuartil para ambos métodos de estimación y un 71% de las empresas (las peores) se hallan en el último cuartil. De esta forma podemos concluir que los resultados para esta muestra son robustos, en el sentido de que tanto el estimador MOLS como ML reconocen a las mismas empresas como las más eficientes y las menos eficientes, ordenándolas de forma similar.

#### *Modelo de datos en paneles*

Dado que la muestra considerada contiene variables invariantes en el tiempo (p.e la variable Área), no resulta una opción válida estimar nuestro modelo con el estimador *LSDV*. Por este motivo, se estimará la función de producción para las 32 empresas durante el período 1994-1999 mediante GLS y ML. El modelo que finalmente se consideró como el más apropiado posee las siguientes características: No posee tendencia, la eficiencia se supone invariante en el tiempo, y la función de distribución de la ineficiencia (en el caso del estimador ML) se supuso proveniente de truncar una normal con media distinta de cero. A este modelo se arribó después de una serie de test que se presentan en la tabla 5.

**Tabla 5: Log Likelihood Ratio**

Hipótesis Nula	Restric.	Log likelihood Ratio				p-value	Decisión
		L (Ho)	L (H1)	LR			
1) $\mu=0$	1	-73.96	-72.28	3.36	0.06680	Se Rech. Ho	
2) $\eta=0$	1	-73.96	-73.38	1.16	0.28147	No Rech. Ho	
3) <i>No hay TC</i>	1	-73.96	-72.79	2.34	0.12609	No Rech. Ho	

El primer test plantea que la media de la normal a truncar es cero. Puede observarse que al 5% de significación no se rechaza la hipótesis nula. No obstante, dado que el valor del estadístico se encuentra en el límite, se decidió rechazar las hipótesis nula con un nivel de significación

del 10%. La hipótesis nula del segundo test es que la ineficiencia es invariante en el tiempo. Recordemos que la ecuación (3.15) planteaba que la dinámica de  $u_i$  venía dada por una función exponencial cuyo parámetro era  $\eta$ , y en el caso que  $\eta = 0$  la ecuación implicaba que  $u_i$  era invariante en el tiempo. Dado que no puede rechazarse la hipótesis nula, se considerará a la ineficiencia constante en el tiempo. Por último, el tercer test intenta identificar si la frontera se desplaza en el tiempo. Para esto se estimó un modelo con tendencia y otro sin tendencia, no pudiéndose rechazar la hipótesis nula de que no existe cambio tecnológico en la frontera.

Considerando lo dicho, los resultados de la estimación se muestran en la tabla 6.

**Tabla 6: Estimación – Datos en Paneles**

<i>Variable dependiente:</i>		<i>Lnclientes</i>			<i>Observaciones</i>			162	<i>g.l</i>	157
<i>Variables</i>	<i>OLS</i>	<i>Coficiente</i>	<i>t-stat</i>	<i>p-value</i>	<i>OLS</i>	<i>Coficiente</i>	<i>t-stat</i>	<i>p-value</i>		
	<i>Lnempleo</i>	0.3737	6.2849	0.0000	<i>constante</i>	1.6255	3.2834	0.0013		
	<i>Lnkmred</i>	0.2089	5.3821	0.0000	<i>R-cuad.</i>	0.8919				
	<i>Lnarea</i>	0.4405	7.5752	0.0000	<i>Log Likelihood</i>	-109.6731				
	<i>Lndenspob</i>	0.5152	9.1345	0.0000						
	<i>GLS - EA</i>	<i>Coficiente</i>	<i>t-stat</i>	<i>p-value</i>	<i>GLS - EA</i>	<i>Coficiente</i>	<i>t-stat</i>	<i>p-value</i>		
	<i>Lnempleo</i>	0.4159	4.9337	0.0000	<i>Durbin - Watson</i>	1.8858				
	<i>Lnkmred</i>	0.1774	3.3604	0.0010	<i>R-cuad.</i>	0.9635				
	<i>Lnarea</i>	0.3647	4.1196	0.0001						
	<i>Lndenspob</i>	0.3941	4.4667	0.0000						
<i>const.</i>	2.9035	3.4756	0.0007							
<i>ML c/ mu</i>	<i>Coficiente</i>	<i>t-stat</i>	<i>p-value</i>	<i>ML c/ mu</i>	<i>Coficiente</i>	<i>t-stat</i>	<i>p-value</i>			
<i>Lnempleo</i>	0.4249	5.0970	0.0000	<i>Gamma</i>	0.2538	6.2446	0.0000			
<i>Lnkmred</i>	0.1911	4.3878	0.0000	<i>Sigma Cuad.</i>	0.5596	3.8090	0.0002			
<i>Lnarea</i>	0.3430	3.9284	0.0001	<i>Log Likelihood</i>	-72.2812	6.2446	0.0000			
<i>Lndenspob</i>	0.3865	3.8090	0.0002	<i>Mu</i>	-0.7931	2.2797	0.0240			
<i>const.</i>	3.7582	4.2871	0.0000	<i>% de ruido</i>	89.00					

Como primer observación podemos ver que el modelo se ajusta bien en los tres casos. En particular, podemos ver que el valor de  $\mu$  es - 0.79 y es significativo al 5%. Este valor positivo tiene una implicancia fuerte sobre las medidas de eficiencia. Dado que la distribución Half – Normal posee la mayor parte de su masa probabilística cercana a cero, esta distribución implica que la mayor parte de las empresas posee un cero de ineficiencia (es decir, son mayormente eficientes) – ver gráfico V.2 (a) - . Esto se debe a que la medida de eficiencia surge del exponencial de  $u_i$  como se mostró en la ecuación (3.2):



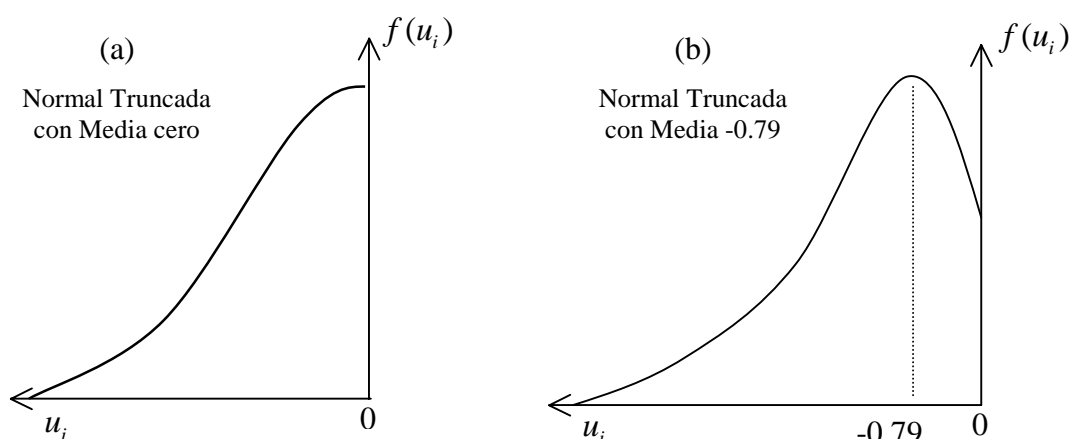
$$(5.1) \quad TE_i = \exp(u_i) = \exp(0) = 1$$

Por otro lado, el valor -0.79 indica que la mayor masa se encuentra en torno a este valor implicando que la mayor parte de las empresas ya no poseen un nivel de ineficiencia igual a cero – ver gráfico V.2.(b). En este caso, la medida de eficiencia sería.

$$(5.2) \quad TE_i = \exp(u_i) = \exp(-0.75) \cong 0.5$$

De esta manera, este valor de  $\mu$  indica que la eficiencia de las empresas deberá ser menor que en el caso donde el mismo parámetro es igual a cero. Un efecto que podría contrarrestar este resultado es que el porcentaje de ruido hallado en el modelo (89%) es relativamente alto, implicando que una gran parte de la distancia es atribuida a ruido estadístico y dando como resultado un mayor nivel de eficiencia. No obstante, como se verá a continuación, este efecto no logra contrarrestar la tendencia generada por el primero.

**Figura V.2 : Mu = 0 vs Mu = - 0.79**



Los resultados de las medidas de eficiencia se muestran en la tabla 7. La eficiencia media resultó muy similar en ambos estimadores, aunque los niveles son verdaderamente bajos. Este resultado es usual en paneles muy heterogéneos y, sobre todo, en las comparaciones internacionales.

Los resultados parecen ser consistentes con los del modelo de corte transversal. Pese a que la muestra de empresas no es la misma, varias de ellas se repiten con comportamientos similares. EEPPM sigue siendo la empresas más eficiente, mientras que la empresa más ineficiente es EMSA (recordemos que Electrocentro, que era la empresa más ineficiente en el corte transversal, no se encuentra). Esto no es una sorpresa ya que hemos visto que EMSA se encontraba entre las empresas más ineficientes en 1999. Por otro lado, Edenor y Edesur se mantienen entre las empresas más eficientes, Edeersa se mantiene como una empresa de eficiencia media, mientras que EPEC continúa quedando atrás. La correlación entre rankings

y la proporción de empresas en común que ambos métodos encuentran conjuntamente en el primer y último cuartil, se presentan en la tabla 8.

**Tabla 7: Medidas de Eficiencia y Rankings**

Firma	País	Efic - GLS	Ranking	Efic - ML	Ranking	Firma	País	Efic - GLS	Ranking	Efic - ML	Ranking
EDEERSA	Arg	0.4358	15	0.4461	15	EERSSA	Ecu	0.4117	16	0.4245	16
EDENOR	Arg	0.7657	3	0.7098	4	Elepcosa	Ecu	0.3820	20	0.3717	23
EDESUR	Arg	0.7803	2	0.7281	3	Emelmanbi	Ecu	0.2192	31	0.2245	31
EMSA	Arg	0.2104	32	0.2157	32	ANDE	Par	0.6899	4	0.7670	2
EPEC	Arg	0.3614	26	0.3692	24	ELC	Pe	0.3813	21	0.3891	20
CESSA	Bol	0.5903	10	0.6118	9	Electrosur	Pe	0.4539	14	0.4652	14
CRE	Bol	0.3728	24	0.3588	27	LDS	Pe	0.6679	6	0.6234	7
ELFEO	Bol	0.4011	19	0.3894	19	SEAL	Pe	0.6323	8	0.6400	6
CEB	Br	0.6799	5	0.6760	5	UTE	Uru	0.4092	17	0.4098	17
CEMAT	Br	0.2473	30	0.2683	30	CADAFE	Ven	0.3763	22	0.3768	21
CEMIG	Br	0.5423	11	0.5151	11	CALEV	Ven	0.6238	9	0.6023	10
CGE	Ch	0.6524	7	0.6177	8	CALEY	Ven	0.4071	18	0.4009	18
CONAFE	Ch	0.5266	12	0.5122	12	ELECAR	Ven	0.3649	25	0.3674	25
Edelmag	Ch	0.5175	13	0.4906	13	ELEGGUA	Ven	0.3528	27	0.3657	26
EEPPM	Col	1.0000	1	0.8880	1	ELEVAL	Ven	0.2699	29	0.2750	29
EEACA	Ecu	0.2920	28	0.2913	28	ENELVEN	Ven	0.3743	23	0.3760	22
<b>Media de las 32</b>								<b>0.4810</b>		<b>0.4740</b>	

No sólo puede observarse que la correlación es alta, sino que ambos enfoques reconocen exactamente a las mismas 8 empresas como las mejores. Así, los resultados de ambos estimadores parecen ser robustos.

**Tabla 8: Spearman – Mejores y Peores**

GLS - ML	Estadístico SP		
	1º Cuartil	4º Cuartil	
	0.993	1.00	0.88

Antes de concluir, vale la pena realizar una observación. Estimando la frontera con ML pero suponiendo que  $\mu$  es igual a cero, se hubiese obtenido un nivel de eficiencia media igual 0.60, un valor de gamma igual a 0.82 y un porcentaje de ruido en el modelo del 36%. Si comparamos con los valores presentados en las tablas 6 y 7 podemos apreciar la importancia del supuesto de la distribución Half – Normal. Suponiendo esta distribución, el porcentaje de ruido del modelo es más bajo (indicando que hay un mayor grado de ineficiencia) que en el modelo aquí presente, y pese a eso la eficiencia media resultante es mayor (0.60 vs 0.47)

debido a que la forma de la distribución está imponiendo que la mayor parte de las empresas sea eficiente. Este hecho resalta una vez más la importancia del supuesto en la distribución del término de ineficiencia.

## **VI. Conclusiones**

En el presente trabajo se presentó el concepto de fronteras de eficiencia estocásticas y se desarrollaron los principales métodos de estimación. En este punto se trataron tanto los estimadores para los modelos de corte transversal, como los estimadores para modelos de datos en paneles. La medición del cambio tecnológico y las ganancias de eficiencia fueron temas que no se dejaron de lado.

Tanto la metodología de corte transversal como la de datos en paneles fue aplicada a un conjunto de empresas distribuidoras eléctricas de Sudamérica, de las cuales seis pertenecían a nuestro país. En el estudio se encontró que tres de las empresas Argentinas se encontraban entre las más eficientes de la muestra, mientras que las otras tres se encontraban en el extremo opuesto. Ninguna de estas empresas resultó ser la más eficiente de la muestra en ninguno de los dos casos. Asimismo, hay que señalar que los resultados mostraron ser robustos entre los distintos métodos de estimación.

Al estimar el modelo de datos en paneles por ML se observó que los resultados fueron muy sensibles a la distribución de la componente de ineficiencia. En caso de suponer una función de distribución Half – Normal, la eficiencia media resultaba ser más elevada que en caso de suponer una normal truncada. El hecho de que la eficiencia media varíe según el supuesto, indica que no sería posible, en principio, ordenar a las firmas por intervalos de acuerdo a las medidas de eficiencia individuales. Una empresa que se encuentre en el intervalo 90-100% eficiente, puede estar en el intervalo 80-90% bajo otra distribución. Recordemos que en la introducción se comentó que esta metodología podía ser utilizada como herramienta en la determinación del factor X de un régimen regulatorio. Si se busca una magnitud que no esté sujeta a este tipo de supuestos, los valores individuales obtenidos deberían ser tratados con cuidado antes de utilizarse con fines regulatorios. No obstante, cuando los distintos enfoques existentes brindan medidas muy distintas y rankings también muy distintos, pero reconocen a las mismas empresas como las “mejores” y “peores”, OFWAT (1998) recomienda la alternativa de publicar los resultados buscando un castigo publicitario para las firmas. Asimismo, si la situación es tal que, aunque las medidas son distintas, los rankings se mantienen similares, puede optarse por ordenar a las empresas por su posición relativa y así discriminar el factor X para cada firma. Este conjunto de alternativas mantienen la importancia de los estudios de fronteras, aún cuando los resultados sean sensibles a la distribución elegida.

Finalmente, el problema de la heteroscedasticidad en los modelos de corte transversal también fue tratado. En dicha sección se mostró que los métodos de estimación aplicables dependían del patrón para modelar la heteroscedasticidad. En este punto se comentó que el problema de la heteroscedasticidad implicaba que el investigador no sólo debía elegir arbitrariamente un

conjunto de variables que iban a modelar la varianza de la perturbación, sino que también debería elegir discrecionalmente la forma funcional que iba a adoptar dicha relación. Finalmente se mencionó que el problema de la heteroscedasticidad no suele ser de relevancia en los contextos regulatorios debido a que las variables ambientales recogen los aspectos que causan la heteroscedasticidad, dando como resultado un modelo homoscedástico.

Cada uno de los temas discutidos en este trabajo son en sí mismos un área de investigación. Pese a que en los últimos años se dejaron de proponer formas funcionales para la componente de ineficiencia, la forma de modelizar la heteroscedasticidad y la medición de las ganancias de eficiencia y el cambio tecnológico son temas que aún hoy siguen sin consenso. Por otro lado, el traspaso de la medida de eficiencia a un valor del factor X todavía es un tema en discusión abierta y de gran importancia para las revisiones de tarifas de los sectores regulados. Aquí no se pretendió profundizar ninguno de estos aspectos, sino más bien presentar un panorama lo más completo posible de la metodología como para interesar al lector en el tema.

## REFERENCIAS

- Aigner, D., Lovell, C. and Schmidt, P. (1977): *Formulation and estimation of stochastic frontier production function models*, Journal of Econometrics, Vol. 6.
- Battese G. y Corra, G. (1977): *Estimation of Production Frontier Model: With Application to the Pastoral Zone of Eastern Australia*, Australian Journal of agricultural Economics, 21, pp. 1167-179.
- Battese, G. and Coelli, T. (1992): *Frontier Production Functions, Technical Efficiency and Panel Data: With Application to Paddy Farmers in India*. Journal of Productivity Analysis 3, 153-169.
- Burns, P. and Weyman-Jones, T. (1996): *Cost functions and cost efficiency in electricity distribution: a stochastic frontier approach*, Bulletin of Economic Research, 48:1
- Caudill, S. and Ford, J. (1993): *Biases in frontier Estimation Due to Heteroskedasticity*, Economics Letters 41, 17-20.
- Caudill, S., Ford, J. and Gropper, D. (1995): *Frontier estimation and firm specific Inefficiency measure in the presence of Heteroskedasticity*, Journal of Business and Economic Statistics 13:1, 105-111.
- Coelli, T. (1995): *Estimators and hypothesis test for a stochastic frontier function: a Monte Carlo analysis*, Journal of productivity analysis 6:4, 247
- Coelli, T., Prasada Rao, D. and Battese, G. (1998): *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*, Kluwer Academic Publishers.
- Cornwell, C., Schmidt, P., and Sickles R. (1990): *Production frontiers with cross-sectional and time series variation in efficiency levels*, Journal of Econometrics, Vol. 46.
- Charnes, A., Cooper, W. and Rhodes, E. (1978): *Measuring the Efficiency of Decision Making Units*. European Journal of Operational Research, 2 (6), 429-444.
- Charnes, A., Cooper, W. Lewin, W. and Seiford, L. (2000): *Data Envelopment Analysis: Theory, methodology and applications*, Kluwer Academic Publishers.
- Farrel M. (1957): *The Measurement of Productive Efficiency*, Journal of the Royal Statistical Society, Series A, Part III, Vol. 120.
- Fried, H., Schmidt, S. and Yaisawarng, S. (1995): *Incorporating the Operating Environment into a Measure of Technical Efficiency*. Mimeo, Union College, Schenectady.
- Grenne, W. (1990): *A gamma-distributed stochastic frontier model*, Journal of Econometrics, Vol. 46.

- Hjalmarsson, L. and Veiderpass, A. (1992): *Efficiency and Ownership in Swedish Electricity Retail Distribution*, Journal of Productivity Analysis, 3.
- Jondrow, J., Lovell, C., Materov, I. and Schmidt, P. (1982): *On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model*, Journal of Econometrics, Vol. 19.
- Judge, G., Griffith, W., Carter Hill, R. and Lee, Z. (1980): *The Theory and Practice of Econometrics*, Wiley.
- Kennedy, P. (1992): *A Guide to Econometrics*, fourth Edition, MIT press, Cambridge Massachusetts.
- Kumbhakar, S. and Lovell, C. (2000): *Stochastic frontier analysis*, Cambridge University press.
- Lee, Y. and Schmidt, P. (1993): *A production frontier model with flexible temporal variation in technical efficiency*, in The Measurement of Productive Efficiency, Fried, H., K. Lovell and S. Schmidt, Oxford University Press, New York.
- Lovell, C. (1993): *Production frontiers and productive efficiency*, in The measurement of productive efficiency, Fried, Lovell and Schmidt (Oxford University Press, New York).
- Meeusen, W. and Van den Broeck, J. (1977): *Efficiency estimation from Cobb-Douglas production functions with composed error*, International Economic Review, Vol 18, N° 2, June.
- OFWAT (1998): *Assessing the Scope for Future Improvements in Water Company Efficiency: A Technical Paper*, Office of Water Service, Birmingham, UK, June.
- Olson, J., Schmidt, P. and Waldman, D. (1980): *A Monte Carlo study of estimators of the stochastic frontier production function*, Journal of Econometrics, Vol. 13.
- Reifshneider, D. y Stevenson, R. (1991): *Systematic Departures from the Frontier: A Framework for the Analysis of Firm Inefficiency*, International Economic Review 32:3, 714-723.
- Rossi, M. and Canay, I. (2001): *Measuring Inefficiency in Public Utilities: Does The Distribution Matter?* Working Paper N° 12, CEER.
- Schmidt, P. and Sickles, R. (1984): *Production Frontiers and Panel Data*, Journal of Business & Economic Statistics, 2, October, 367-374.
- Schmidt, P. (1986): *Frontier Production Function*, Econometric Reviews 4.
- Shleifer, A. (1985): *A Theory of Yardstick Competition*, Rand Journal of Economics, Vol. 16, 3, Autumn, 319-327.

Stevenson, R. (1980): *Likelihood functions for generalized stochastic frontier estimations*, Journal of Econometrics, Vol. 13.

Waldman D. (1982): *A Stationary Point for the Stochastic Frontier Likelihood*, Journal of Econometrics, Vol. 28.

Weyman-Jones, T. (1992): *Problems of Yardstick Regulation in Electricity Distribution*, In Bishop, Kay and Mayer. The regulatory challenge. Oxford University Press.

## Serie Textos de Discusión CEER

Para solicitar alguno de estos documentos o suscribirse a toda la Serie Textos de Discusión CEER, vea las instrucciones al final de la lista. Un listado comprehensivo de la Serie textos de Discusión CEER puede hallarse en nuestro web site.

STD 1. Laffont, Jean Jacques: Llevando los principios a la práctica en teoría de la regulación (marzo 1999)

STD 2. Stiglitz, Joseph: The Financial System, Bussiness Cycle and Growth (marzo 1999)

STD 3. Chisari, Omar y Antonio Estache: The Needs of the Poor in Infraestructure Privatization: The Role of Universal Service Obligations. The Case of Argentina (marzo 1999)

STD 4. Estache, Antonio y Martín Rossi: Estimación de una frontera de costos estocástica para empresas del sector agua en Asia y Región del Pacífico (abril 1999)

STD 5. Romero, Carlos : Regulaciones e inversiones en el sector eléctrico (junio 1999)

STD 6. Mateos, Federico: Análisis de la evolución del precio en el Mercado Eléctrico Mayorista de la República Argentina entre 1992 y 1997 (julio 1999).

STD 7. Ferro, Gustavo: Indicadores de eficiencia en agua y saneamiento a partir de costos medios e indicadores de productividad parcial (julio 1999)

STD 8. Balzarotti, Nora: La política de competencia internacional (septiembre 1999)

STD 9. Ferro, Gustavo: La experiencia de Inglaterra y Gales en micromedición de agua potable (septiembre 1999)

STD 10. Balzarotti, Nora: Antitrust en el mercado de gas natural (octubre 1999)

STD 11. Ferro, Gustavo: Evolución del cuadro tarifario de Aguas Argentinas: el financiamiento de las expansiones en Buenos Aires (octubre 1999)

STD 12. Mateos, Federico, Martín Rodríguez Pardina y Martín Rossi: Oferta y demanda de electricidad en la Argentina: un modelo de ecuaciones simultáneas (noviembre 1999)

STD 13. Ferro, Gustavo: Lecciones del Seminario Proyección de Demanda de Consumo de Agua Potable (noviembre 1999)

STD 14: Rodríguez Pardina, Martín y Martín Rossi: Medidas de eficiencia y regulación: una ilustración del sector de distribuidoras de gas en la Argentina (diciembre 1999)

STD 15: Rodríguez Pardina, Martín, Martín Rossi y Christian Ruzzier: Fronteras de eficiencia en el sector de distribución de energía eléctrica: la experiencia sudamericana (diciembre 1999)

STD 16: Rodríguez Pardina, Martín y Martín Rossi: Cambio tecnológico y catching up: el sector de distribución de energía eléctrica en América del Sur (marzo 2000)

STD 17: Ferro, Gustavo: El servicio de agua y saneamiento en Buenos Aires: privatización y regulación (abril 2000).

STD 18: Celani, Marcelo: Reformas en la industria de las telecomunicaciones en Argentina (junio 2000).

STD 19: Romero, Carlos: La desregulación de la comercialización de electricidad en Inglaterra y Gales (junio 2000).



STD 20: Rossi, Martín: Midiendo el valor social de la calidad de los servicios públicos: el agua.

STD 21: Rodríguez Pardina, Martín: La concesión de Aguas Argentinas. (Noviembre 2000).

STD 22: Rossi, Martín e Iván Canay: Análisis de eficiencia aplicado a la regulación ¿Es importante la Distribución Elegida para el Término de Ineficiencia? (Noviembre 2000)

STD 23: Ferro, Gustavo: Los instrumentos legales de la renegociación del contrato de Aguas Argentinas (1997-99) (Diciembre 2000).

STD 24: Briggs, María Cristina y Diego Petrecola: Problemas de competencia en la asignación de la capacidad de los aeropuertos. El Caso Argentino (Marzo 2001).

STD 25: Ferro, Gustavo: Riesgo político y riesgo regulatorio: problemas en la concesión de sectores de infraestructura (Marzo 2001).

STD 26: Ferro, Gustavo: Aguas del Aconquija: revisión de una experiencia fallida de privatización (abril 2001).

STD 27: Ferro, Gustavo y Marcelo Celani: Servicio universal en telecomunicaciones: concepto y alcance en Argentina (Junio 2001).

STD 28: Bondorevsky, Diego: Concentración horizontal en el sector de distribución eléctrica en Argentina. (Julio 2001).

STD 29: Bondorevsky, Diego y Diego Petrecola: Estructura del mercado de gas natural en Argentina e integración energética regional: Problemas de defensa de la competencia (Julio 2001).

STD 30: Ferro, Gustavo: Participación del Sector Privado y Regulación en Agua y Saneamiento en Argentina: Casos Seleccionados (julio 2001).

STD 31: Ferro, Gustavo: Desempeño reseñado de la concesión de agua y saneamiento metropolitana durante 1993-2001 (julio 2001).

STD 32: Bondorevsky Diego y Diego Petrecola: Concesiones de agua y saneamiento en Argentina: Impacto en los sectores pobres (julio 2001).

STD 34: Romero, Carlos: Servicio universal en el proceso de privatización de las empresas de telecomunicaciones y agua potable y alcantarillado en el Paraguay (septiembre 2001).

STD 35: Canay, Iván: Eficiencia y Productividad en Distribuidoras Eléctricas: Repaso de la metodología y aplicación (noviembre 2001).

## CEER Working Paper Series

To order any of these papers, or all of these, see instructions at the end of the list. A complete list of CEER Working Papers is displayed here and in our web site.

---

WPS 1. Laffont, Jean Jacques: Translating Principles Into Practice in Regulation Theory (March 1999)

WPS 2. Stiglitz, Joseph: Promoting Competition in Telecommunications (March 1999)

WPS 3. Chisari, Omar, Antonio Estache, y Carlos Romero: Winners and Losers from Utility Privatization in Argentina: Lessons from a General Equilibrium Model (March 1999)

WPS 4. Rodríguez Pardina, Martín y Martín Rossi: Efficiency Measures and Regulation: An Illustration of the Gas Distribution Sector in Argentina (April 1999)

WPS 5. Rodriguez Pardina, Martín Rossi and Christian Ruzzier: Consistency Conditions: Efficiency Measures for the Electricity Distribution Sector in South America (June 1999)

WPS 6. Gordon Mackerron: Current Developments and Problems of Electricity Regulation in the European Union and the United Kingdom (November 1999)

WPS 7. Martín Rossi: Technical Change and Efficiency Measures: The Post-Privatisation in the Gas Distribution Sector in Argentina (March 2000)

WPS 8. Omar Chisari, Martín Rodriguez Pardina and Martín Rossi: The Cost of Capital in Regulated Firms: The Argentine Experience (May 2000)

WPS 9. Omar Chisari, Pedro Dal-Bó and Carlos Romero: High Tension Electricity Network Expansions in Argentina: Decision Mechanisms and Willingness-to-Pay Revelation (May 2000).

WPS 10. Daniel A. Benitez, Antonio Estache, D. Mark Kennet, And Christian A. Ruzzier. Potential Role of Economic Cost Models in the Regulation of Telecommunications in Developing Countries (August 2000).

WPS 11. Martín Rodríguez Pardina and Martín Rossi. Technical Change and Catching-up: The Electricity Distribution Sector in South America (November 2000).

WPS 12. Martín Rossi and Iván Canay. Measuring Inefficiency in Public Utilities: Does the Distribution Matter? (April, 2001).

WPS 13. Quesada, Lucía. Network Competition and Network Regulation (July, 2001).

WPS 14. Rossi, Martín and Christian Ruzzier: Reducing the Asymmetry of Information Through the Comparison of the Relative Efficiency of Several Regional Monopolies (July 2001).

WPS 15. Ferro, Gustavo: Political Risk and Regulatory Risk: Issues in Emerging Markets Infrastructure Concessions (August, 2001).



**Centro de Estudios Económicos de la Regulación**

**Solicitud de incorporación a la lista de receptores de publicaciones del CEER**

Deseo recibir los ejemplares correspondientes a la serie (marque con una cruz la que corresponda), que se publiquen durante 2001:

- a) Working Papers Series                      (...) impreso                      (...) e-mail, formato pdf
- b) Serie de Textos de Discusión              (...) impreso                      (...) e-mail, formato pdf

Mi nombre es:.....

Ocupación:.....

Domicilio:.....

.....

.....

**Firma**

Tenga a bien enviar esta solicitud por correo a:

SECRETARIA CEER

Lima 717, 1° piso

C1053AAO Buenos Aires - Argentina

Por fax, al 54-11-43797588

E-mail: [ceer@uade.edu.ar](mailto:ceer@uade.edu.ar)