



Artículo

Consideraciones metodológicas acerca del Análisis Estocástico de Frontera en modelos de datos de panel: evidencias del modelo ECF orientado a costos en el sector bancario argentino

Methodological considerations upon Stochastic Frontier Analysis for panel data models: evidence from cost-efficiency ECF model in the Argentine banking sector.

IGNACIO GIRELA

JOSÉ M. VARGAS

El presente artículo (No. 2020-20-REyE) ha sido evaluado por pares, aceptado, editado y corregido por los autores. Está disponible en formato electrónico en la página web de la Revista desde el día 13/03/2021. Este artículo constituye un adelanto del próximo número y será publicado en el Vol. LIX, N° 1 del año 2021 (pp. 11-35) de **REVISTA DE ECONOMÍA Y ESTADÍSTICA** (ISSN 0034-8066, e-ISSN 2451-7321)

Cuando el texto final es publicado en el número completo, el presente archivo se elimina de la sección artículos aceptados y su contenido aparece dentro del número final correspondiente.

El objetivo es que los textos puedan ser leídos, compartidos y citados desde su aprobación, sin esperar a la publicación del número completo.

Web Page <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/REyE/AcceptedArticles>





Consideraciones metodológicas acerca del Análisis Estocástico de Frontera en modelos de datos de panel: evidencias del modelo ECF orientado a costos en el sector bancario argentino

Methodological considerations upon Stochastic Frontier Analysis for panel data models: evidence from cost-efficiency ECF model in the Argentine banking sector.

IGNACIO G. GIRELA

Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional del Córdoba (Argentina)
ignacio.girela@unc.edu.ar

JOSÉ M. VARGAS

Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional del Córdoba (Argentina)
jose.vargas@unc.edu.ar

RESUMEN

En este artículo analizamos metodológicamente el desempeño del modelo de datos de panel Error Components Frontier (ECF) basado en el método de Análisis de Frontera Estocástica (SFA) para estudios de eficiencia relativa orientado a costos ante la disponibilidad de paneles pequeños y con presencia de valores atípicos. Mediante una serie de simulaciones y una posterior aplicación al sector bancario argentino para el período 2005-2014, mostramos que bajo estas condiciones un modelo SFA puede no ser adecuado para hacer un análisis de eficiencia relativa. Estos resultados son relevantes para la literatura empírica ya que los paneles pequeños con presencia de valores atípicos representan escenarios típicos de los sectores económicos de economías en desarrollo.

Palabras clave: datos de panel; SFA; eficiencia orientada a costos; entidades bancarias; benchmarking; simulaciones .

Códigos JEL: C14, C33, D24, G21, L51.



ABSTRACT

In this paper we make a methodological analysis of the Error Components Frontier (ECF) panel data model performance based on Stochastic Frontier Analysis (SFA) method for cost efficiency benchmarking in the presence of small panels and outliers. By means of a set of simulations and a subsequent application to the Argentine banking sector during the period 2005-2014, we prove that under these conditions an SFA model may not be adequate for benchmarking. These results are relevant for the empirical literature since small panels with the presence of outliers represent classical scenarios in developing economies industries.

Keywords: panel data; SFA; cost efficiency; banking entities; benchmarking; simulations .

JEL Code: C14, C33, D24, G21, L51.

Fecha de recepción: 03/12/2019.

Fecha de aceptación: 28/06/2021

I. INTRODUCCIÓN

Los estudios de eficiencia relativa o *benchmarking* tienen por objetivo proveer información acerca del desempeño de una firma en comparación de otras. Esto implica estimar los niveles de eficiencia de las firmas de un sector económico y establecer un ranking que permita realizar un análisis comparativo. Aunque existen diversos métodos paramétricos, no paramétricos y semi-paramétricos orientados a la medición de eficiencia de las firmas, todos coinciden en la utilización de los datos de las firmas que pertenecen a un sector económico para estimar una frontera de eficiencia a partir de la cual se evalúa el desempeño de éstas. Dentro de una industria competitiva, esta clase de estudios resultan relevantes ya que proporcionan información valiosa para la toma de decisiones de directores ejecutivos o hacedores de política (Berger & Humphrey, 1997).

Considerando que uno de los principales intereses de las firmas es la minimización de costos, una parte del *benchmarking* se ha dedicado a estudiar la eficiencia orientada a costos. Los dos métodos más utilizados en la literatura son el DEA (*Data Envelopment Analysis*) y SFA (*Stochastic Frontier Analysis*). El primero es un enfoque no paramétrico que estima una frontera desconocida y computa medidas de eficiencia a través de programación mate-

mática mientras que el segundo es un método paramétrico que utiliza técnicas econométricas para realizar el *benchmarking* (Bogetoft & Otto, 2010).

Siguiendo a Lovell (2003), “ningún método es estrictamente superior al otro”. Esto es porque cada uno presenta ventajas y desventajas. Por ejemplo, al ser un modelo econométrico, SFA considera los errores aleatorios en el problema de optimización mientras que DEA puede estar afectado por una componente aleatoria no medible (Coelli, et. al., 2005). Sin embargo, en SFA se debe realizar supuestos acerca de la forma funcional de la frontera de eficiencia a estimar. En este sentido, DEA resulta más flexible ya que no requiere supuestos acerca de la forma de la frontera (Bauer, et. al., 1998). De hecho, a fines de conservar algunas ventajas y atenuar desventajas de cada enfoque, han surgido métodos SFA semiparamétricos (entre ellos Henningsen & Khumbakar, 2009; Vidoli, F., & Ferrara, G. 2015; Ferrara, G., & Vidoli, F. 2017) e incluso no-paramétricos en el marco de SFA (Kumbhakar, et. al., 2007)

Por otro lado, no sólo es de interés estimar una frontera de eficiencia y hacer un análisis comparativo de las firmas sino también estudiar comportamiento y los determinantes del desempeño de las firmas en el tiempo. De este modo, los métodos de eficiencia relativa se han extendido para datos de panel. Esto ha sido ampliamente estudiado en SFA y más recientemente para DEA (Surroca, et. al., 2016).

En resumen, ha habido numerosos avances para mejorar los distintos enfoques mitigando sus desventajas e incorporar las ventajas que otorga, en términos de inferencia, un modelo de datos de panel. No obstante, a pesar de estos avances, no existe un escenario ideal, es decir, un modelo de *benchmarking* que sea estrictamente superior a todos. Por esta razón, en la literatura empírica se tiende a optar por uno u otro modelo dependiendo qué aspectos de la eficiencia se desean destacar.

En lo que concierne a estudiar la eficiencia utilizando datos de panel con el objetivo de analizar la tendencia de la eficiencia media en costos en el tiempo, el modelo *Error Components Frontier* (ECF) propuesto por Battese & Coelli (1992) es de los más utilizados en la literatura empírica (Kumbhakar, et. al., 2014). El ECF es un modelo paramétrico bajo el enfoque SFA con la ventaja de incorporar al tiempo como una variable explicativa.

Sin embargo, pese a ser ampliamente utilizado en la literatura empírica, poco se ha estudiado sobre el ajuste del modelo ante la presencia de valores atípicos dentro del panel. En especial, en paneles relativamente pequeños (con pocos cortes transversales). Esto resulta relevante ya que las economías de países de ingresos medios o bajos, no presentan un alto nivel de competencia en sus industrias ya sea por posiciones oligopólicas o mercados no lo suficientemente grandes para aprovechar economías de escala. En este sentido, el presente trabajo tiene dos objetivos: por un lado, obtener un conjunto de lineamientos metodológicos para aplicar un modelo SFA para datos de panel tan ampliamente utilizado como el ECF considerando la presencia de *outliers* en paneles con pocos cortes transversales y por el otro, aplicar el modelo ECF orientado a costos para el caso del sector bancario argentino para el período 2005-2014, para el cual no encontramos razones para pensar en la existencia de una componente de ineficiencia concluyendo que la convergencia del modelo proviene de la influencia de valores atípicos. Este estudio aplicado resulta interesante porque la industria bancaria y financiera son sectores económicos que suelen presentar valores atípicos (Berger & Humphrey, 1991) y, además, es un panel relativamente pequeño (aproximadamente 50 bancos) en comparación con otras aplicaciones del modelo SFA en el sector bancario.¹

El trabajo se estructura como sigue: en la segunda sección se presentan los fundamentos y una breve revisión de la literatura sobre el método SFA para datos de panel orientado a costos. En la tercera sección, se describe el modelo ECF y los métodos de estimación. Cuarto, se llevan a cabo una serie de simulaciones para evaluar el ajuste del modelo ECF ante la presencia de *outliers*. En la quinta sección se aplica el modelo ECF al sector bancario argentino para el período 2005-2014 y se evalúa la performance del modelo en base a los resultados de la cuarta sección. Finalmente, concluimos con un conjunto de estrategias metodológicas para realizar un SFA utilizando el modelo ECF y futuras líneas de investigación.

1. Por ejemplo, Bauer, et. al. (1998) incluye 683 bancos estadounidenses; Weill (2004) trabaja con 688 bancos europeos; Bonin, et. al., (2005) considera 225 bancos de 11 países de Europa del Este; Isik & Hasan (2002) toman 139 bancos comerciales de Turquía y Williams (2012) tiene en cuenta 419 bancos comerciales de 4 países latinoamericanos.

II. MÉTODO SFA ORIENTADO A COSTOS PARA DATOS DE PANEL: UNA REVISIÓN DE LA LITERATURA

El método SFA provino de la frontera de función de producción estocástica inicialmente propuesta por Aigner, et. al. (1977) y Meeusen & van den Broeck (1977) en la cual se incluye explícitamente la ineficiencia a través de un error compuesto: $\epsilon = \nu + u$, donde ν es el término de error normal y u es un término no negativo que representa la ineficiencia.

Aunque en su origen el enfoque SFA estaba orientado a estimar una frontera de producción, siguiendo a Schmidt & Lovell (1979) y Coelli, et. al. (2005), a partir de simples cambios de signo, las técnicas de estimación de los parámetros de la frontera de producción pueden aplicarse del mismo modo para la función de costos. En otras palabras, la frontera de eficiencia en el caso orientado a costos se basa en la estimación de una función de costos para todo el sector económico bajo análisis.

Un modelo SFA orientado a costos para datos de panel se define formalmente de la siguiente manera:

$$\ln(C_{it}) = X'_{it} \beta + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

donde $\ln(C_{it})$ es el logaritmo del costo de la i -ésima firma en el t -ésimo período de observación para $i=1, \dots, N$ y $t=1, 2, \dots, T$;

X'_{it} es el vector de outputs y precio de los inputs para la i -ésima firma en el t -ésimo período de observación;

β es el vector columna de parámetros desconocidos de la función de costos a estimar;

$\varepsilon_{it} = \nu_{it} + u_{it}$ es el término de error compuesto;

ν_{it} 's se asumen que son errores aleatorios independientes e idénticamente distribuidos $N(0, \sigma_v^2)$. Es decir, $\nu_{it} \sim iid N(0, \sigma_v^2)$

u_{it} 's son variables no negativas que representan la ineficiencia. Se asume que tiene una distribución asimétrica.

Por otra parte, la eficiencia en costos de la i -ésima firma se define como el cociente entre el costo mínimo y el costo observado de la i -ésima firma (Coelli, et. al. (2005)).

$$CE_{it} = \frac{C_{it}^*}{C_{it}} = \frac{\exp \{X'_{it}\beta + \nu_{it}\}}{\exp \{X'_{it}\beta + \nu_{it} + u_{it}\}} = \exp \{-u_{it}\} \quad (2)$$

donde C_{it} es el costo observado de la i -ésima firma y C_{it}^* es el costo mínimo. La medida de eficiencia en costos (ecuación 2) toma valores entre 0 y 1, mientras más cercano a 1, más eficiente. En base a la ecuación (2), notamos que el problema en la estimación de la frontera de eficiencia para datos de panel consiste en proponer un método de estimación de u_{it} para cada firma i en cada momento t .

Originalmente, el método SFA fue propuesto para datos transversales. Los primeros modelos SFA para datos de panel fueron propuestos por Pitt & Lee (1981), Schmidt & Sickles (1984) y Battese & Coelli (1988). El segundo asume que los términos de ineficiencia u son parámetros fijos por lo que no son necesarios supuestos acerca de su distribución. En cambio, los dos modelos restantes asumen que u es una variable aleatoria y tiene una distribución asimétrica half-normal o normal truncada. No obstante, los primeros modelos SFA para datos de panel presuponen que la ineficiencia es invariante en el tiempo lo cual representa un supuesto muy restrictivo.

Cornwell, et. al. (1990) desarrollaron el primer modelo SFA en el cual la eficiencia varía en el tiempo utilizando métodos tradicionales de datos de panel para estimar la frontera, pero con la desventaja de agregar una gran cantidad de parámetros. Lee & Schmidt (1993) también especificaron un modelo donde la eficiencia varía en el tiempo con menor cantidad de parámetros a estimar que el anterior. Sin embargo, supone que el patrón temporal de u_{it} es igual para todas las firmas.

Battese & Coelli (1992) propusieron el modelo *Error Components Frontier* (ECF), generalizando el modelo de Kumbhakar (1990). La novedad de este modelo es que cuenta con la posibilidad de utilizar datos de panel no balanceados, donde el tiempo varía y es una variable explicativa permitiendo evaluar la tendencia de eficiencia media del sector a lo largo del tiempo. Además, la ventaja de la estructura de este modelo es que el parámetro de la variable explicativa tiempo es más fácil de interpretar que los demás modelos donde el tiempo varía.

Battese & Coelli (1995) plantearon un modelo SFA para datos de panel denominado *Efficiency Effects Frontier* (EEF) que determina cuáles

son los factores exógenos que influyen sobre la eficiencia. No obstante, no permite realizar inferencias acerca del comportamiento de la ineficiencia en el tiempo.

En la literatura se ha destacado que los modelos SFA para datos de panel donde el tiempo varía asumen que el intercepto es igual para todas las firmas. Greene (2005a, b) introdujo un modelo para datos de panel donde el intercepto es específico al corte transversal y los parámetros se estiman por Efectos Fijos o Efectos Aleatorios (a estos modelos se los denominó “*True Fixed Effects* – TFE” y “*True Random Effects* – TRE”). La estructura del modelo de Greene (2005a, b) logra separar el efecto del tiempo sobre la ineficiencia y el efecto no observado de cada firma. No obstante, el efecto no observado de cada firma añade un componente de heterogeneidad, pero no forma parte de la ineficiencia lo cual arroja ciertas interrogantes acerca de si debe incluirse o no y cuáles son las ventajas de ello.

Estos no son los únicos modelos SFA para datos de panel. Existen otros avances que en general abordan problemas particulares de algunos modelos. Por ejemplo, los supuestos sobre la distribución de u , la forma funcional del modelo, el método de estimación, entre otros. Sin embargo, pese a numerosos desarrollos, no existe un modelo que supere al resto en cualquier aspecto. De hecho, los más utilizados en la literatura empírica son los modelos de Battese & Coelli y Greene (Kumbhakar, et. al., 2014). En este sentido, las contribuciones metodológicas también se orientan a evaluar el desempeño de los modelos para obtener lineamientos para aplicaciones empíricas futuras.

En el caso de este trabajo, se pone bajo análisis el modelo ECF de Battese & Coelli (1992) que es de los más utilizados cuando se tiene un panel desbalanceado y se desean hacer inferencias acerca de la influencia del tiempo sobre la eficiencia. Por ello, en la siguiente sección se describe el modelo ECF y su metodología de estimación. Luego, mediante una serie de simulaciones veremos que el modelo no es robusto ante la presencia de outliers para paneles con pocos individuos en el caso donde el tiempo varía y se puede analizar la tendencia de la eficiencia media en el tiempo (contribución principal del modelo). Posteriormente, aplicaremos el modelo al sector bancario argentino para el período 2005-2014. Éste representa un caso interesante para evaluar el ajuste del modelo ECF por dos razones: primero,

se han aplicado modelos SFA de datos de panel en este sector sin hacer consideraciones sobre si el modelo estima correctamente (Ferro, et. al., 2013); segundo, como se mencionó en la primera sección, la industria bancaria y financiera son sectores económicos que suelen presentar valores atípicos (Berger & Humphrey, 1991) lo cual no puede quedar fuera del análisis.

III. MODELO ECF: METODOLOGÍA Y ESTIMACIÓN

Como bien comentamos en las secciones anteriores, ECF es un modelo SFA para datos de panel donde el tiempo varía. Es decir, el tiempo es una variable explicativa y es posible inferir si la eficiencia media en el sector no varía, disminuye o aumenta en el tiempo.

La estructura general del modelo es la misma descrita en la ecuación (1). Por otra parte, el modo en que define el término de ineficiencia u es de la siguiente forma:

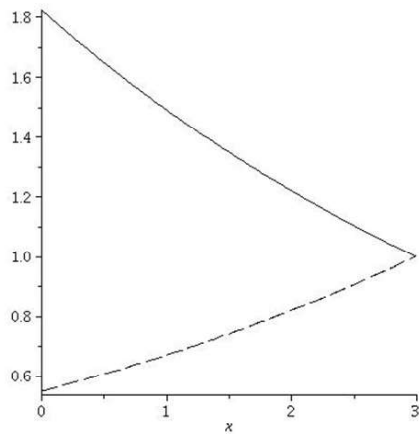
$$u_{it} = u_i \cdot \eta_t = (u_i \cdot e^{-\eta(t-T)}) \quad (3)$$

donde $i=1, \dots, N$ y $t=1, \dots, T$ y u_{it} es una variable no negativa.

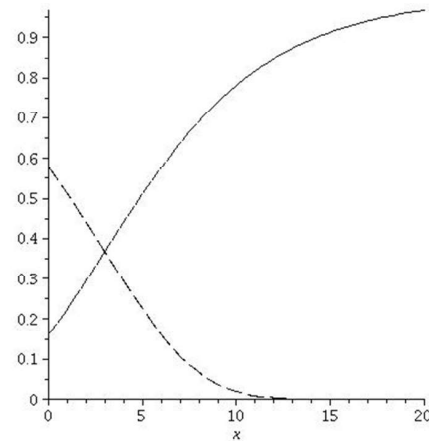
La eficiencia en costos continúa definiéndose del mismo modo que la ecuación (2). El modelo es tal que el término u_{it} , decrece, permanece constante o incrementa a medida que t aumenta, si $\eta > 0$, $\eta = 0$ o $\eta < 0$, respectivamente. En caso de que $\eta \neq 0$, el tiempo es una variable significativa. En otras palabras, de acuerdo con el modelo ECF, la eficiencia en costos debe incrementarse para todo el sector cuando la tasa relativa es positiva ($\eta > 0$), decrecer cuando la tasa relativa es negativa ($\eta < 0$), o bien, permanecer constante ($\eta = 0$) (Figura 1).

Figura 1: Formas Funcionales

Forma funcional de η_t , a la izquierda y $CE_{it} = \exp\{-u_{it}\}$, a la derecha



Función η_t típica para $\eta > 0$, sólido, y $\eta < 0$, segmentado.



Función Eficiencia en Costos típica para $\eta > 0$, sólido, y $\eta < 0$, segmentado.

La ecuación (3) es una forma sencilla de introducir el tiempo de manera que se puedan obtener conclusiones acerca de su efecto sobre la ineficiencia. En el trabajo de Lee & Schmidt (1993) el término u_{it} se define:

$$u_{it} = g(t) \times u_i \quad (4)$$

donde $g(t)$ son variables dummies del tiempo. Este modelo no asume una forma paramétrica al introducir el tiempo lo cual provoca que los patrones de ineficiencia sean excesivamente variables (Han, et. al., 2005).

Kumbhakar (1990) utiliza la siguiente función paramétrica para introducir a la variable tiempo:

$$u_{it} = \{1 + \exp(\gamma t + \delta t^2)\}^{(-1)} \times u_i \quad (5)$$

De este modo, la ecuación (3) es una generalización de la ecuación (5) donde se estima sólo un parámetro adicional (η) que resulta más fácil de interpretar que los dos parámetros de la ecuación (5).

Un paso importante a la hora de llevar a cabo un modelo SFA es definir el supuesto de distribución de la variable u . Al ser no negativa, los

supuestos acerca de su distribución deben estar en función de distribuciones asimétricas. A saber, una distribución half-normal con un parámetro de escala σ_u^2 , es decir, $u_{it} \sim iidN^+(0, \sigma_u^2)$. Otros supuestos válidos de distribución son una normal truncada ($u_{it} \sim iidN^+(\mu, \sigma_u^2)$), una distribución exponencial con media λ ($u_{it} \sim iidG(\lambda, 0)$), o bien, una gamma con media λ y m grados de libertad ($u_{it} \sim iidG(\lambda, m)$). Estos supuestos en los modelos paramétricos resultan esenciales para separar la componente de ineficiencia u del ruido estadístico v (Jondrow, et. al, 1982). Nótese que las estimaciones de la ecuación (2) serán distintas según el supuesto de distribución que tomemos. No obstante, los resultados en cuanto al ranking de eficiencia son generalmente robustos a las distribuciones (Coelli, et. al., 2005).

La estimación de los parámetros del modelo se realiza mediante máxima verosimilitud (ML). Debido a que la función verosimilitud es no lineal con respecto a los parámetros, es necesaria la siguiente reparametrización $\gamma \equiv (\sigma_u^2)/\sigma$ y $\sigma \equiv \sigma_v^2 + \sigma_u^2$ (Battese & Corra, 1977). Nótese que $\gamma \in [0, 1]$ y, siguiendo su definición, otorga información acerca de en qué proporción los desvíos de la frontera se deben a la ineficiencia, i. e., si γ es un valor cercano a 1, los desvíos de la frontera se deben casi totalmente a la ineficiencia y si γ es cercano a cero, entonces no debería existir ineficiencia significativa.

Como hemos anticipado anteriormente, el método paramétrico SFA implica estimar la componente de la ineficiencia u para luego obtener el nivel de eficiencia (ecuación 2). Para modelos de datos de panel, Jondrow, et. al., (1982) proponen estimadores del término u los cuales son utilizados en los mencionados modelos de Battese & Coelli y Greene (Bellotti, et. al., 2013).

Los estimadores de Jondrow, et. al. (1982) toman la esperanza condicionada de u dado el error compuesto ε . Prueban que tal esperanza condicionada es una normal truncada en cero para los casos donde se supone que el término u tiene distribución half-normal y exponencial. En particular, la esperanza de u dado ε de acuerdo con las ecuaciones (6) y (7).

$$E(u|\varepsilon) = \sigma_* \left[\frac{f(\varepsilon\lambda/\sigma)}{1-F(\varepsilon\lambda/\sigma)} - \left(\frac{\varepsilon\lambda}{\sigma} \right) \right] \quad (6)$$

para el caso half-normal, donde $\sigma_* = (\sigma_u^2 / \sigma_v^2) / \sigma^2$, $\lambda \equiv [(\sigma_u^2)/(\sigma_v^2)]^{-0.5}$, f y F son la función de densidad y función de distribución acumulada de la normal respectivamente.

$$E(u|\varepsilon) = \sigma_v \left[\frac{f(A)}{1-F(A)} - A \right] \quad (7)$$

para el caso exponencial, donde $A = \varepsilon/\sigma_v + \sigma_v/\sigma_u$.

Sin embargo, el estimador más robusto es la moda de la distribución de u dado ε para estimar el término de ineficiencia que tiene la siguiente expresión:

$$M(u|\varepsilon) = \begin{cases} \varepsilon \left(\frac{\sigma_u^2}{\sigma^2} \right) & \text{si } \varepsilon \geq 0 \\ 0 & \text{si } \varepsilon < 0 \end{cases} \quad (8)$$

No obstante, al estimar por ML, el algoritmo de Newton-Raphson sólo converge si verifica que los residuos de la estimación por mínimos cuadrados ordinarios (OLS) presentan un sesgo a derecha. Este sesgo ha de interpretarse como un fenómeno de ineficiencia captado en el error compuesto ε (Henningsen, 2018).²

IV. SIMULACIONES

En primer lugar, para evaluar el desempeño del modelo ECF en estimar los parámetros ante la presencia de outliers se llevaron a cabo una serie de simulaciones. En particular, simulamos residuos SFA la siguiente forma:

- Sabemos que $\hat{\varepsilon} = \hat{v} + \hat{u}$; $v_{it} \sim iidN(0, \sigma_v^2)$ y $u_{it} \sim iidN^+(0, \sigma_u^2)$. Entonces, simulamos unos residuos $\hat{\varepsilon}_{sim}$ planteando parámetros $\sigma_{u_{sim}} = 0.5$, $\sigma_{v_{sim}} = 1$ y por lo tanto un $\gamma_{sim} = 0.2$.
- Planteamos un panel relativamente pequeño: 50 cortes transversales y $t=10$. En el panel, ordenamos la distribución de $\hat{u}_{sim}$ para asegurarnos saber que la eficiencia aumente del primer al último individuo e incrementalmente en el tiempo.
- Estimamos el modelo ECF 1000 veces (donde los residuos de cada estimación serán los residuos sintéticos del primer punto). En cada estimación, evaluaremos cómo el modelo estima los parámetros σ_v , σ_u y γ .

2. Este aspecto resulta fundamental en un análisis de eficiencia técnica orientada a costos debido a la naturaleza misma del enfoque SFA. Si la descomposición del término de error se basa, por un lado, en el error aleatorio tradicional cuya distribución es normal y, por otra parte, en el término de ineficiencia el cual tiene una distribución asimétrica, entonces es de esperarse que la distribución de los residuos de la estimación de la frontera tenga un sesgo a derecha en caso de presencia significativa de ineficiencias en costos.

- Para simular la presencia de outliers y realizar una comparación introducimos una contaminación del 2% de nuestros residuos (una variable $c \sim N(\mu=3, \sigma^2=0.01)$ sobre las primeras 10 observaciones, i. e., la firma más ineficiente) y estimamos el modelo 1000 veces nuevamente.

De este modo, tenemos las estimaciones de dos modelos ECF, uno sin contaminación y otro con presencia de valores atípicos.

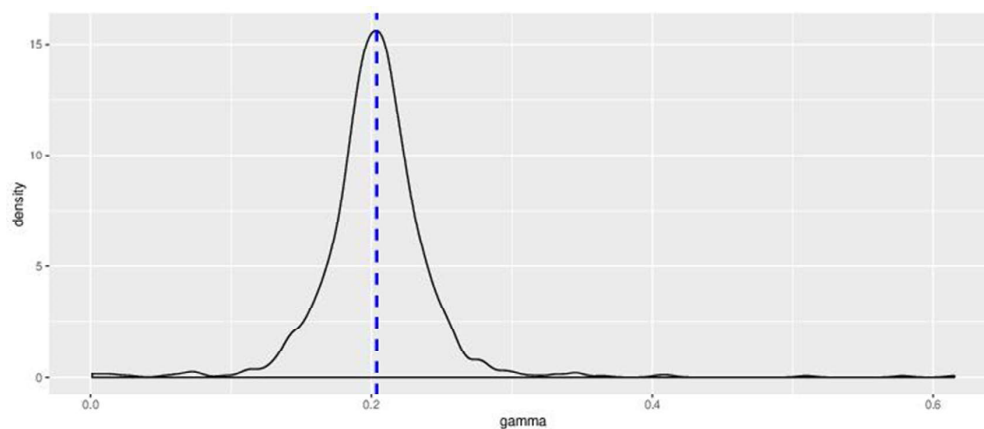
En la Figura 2 se muestran las densidades de los parámetros estimados en las 1000 corridas sin contaminación. Como puede observarse, en ausencia de valores atípicos el modelo ECF estima correctamente, i. e., la moda de σ_v , σ_u y γ son iguales a la media (línea vertical punteada) y son iguales a los valores fijados en la simulación ($\gamma=0.2$, $\sigma_u=0.5$ y $\sigma_v=1$). Por otra parte, la Figura 3, exhibe las densidades de los parámetros estimados en las 1000 corridas con una contaminación del 2%. A excepción del parámetro σ_v , ante la presencia de valores atípicos el método SFA encuentra dificultades para estimar σ_u y por consiguiente, γ . Nótese que existe una mayor sesgo a derecha en la estimación de estos dos parámetros ya que la media es mayor a la moda (la moda es 0.25 en el caso de $\hat{\gamma}$ –mayor a 0.2– y mayor a 0.5 en el caso de $\hat{\sigma}_u$). Nótese que hay casos de sobreestimaciones excesivamente grandes (el doble e incluso el triple mayor al verdadero parámetro). En resumen, ante la presencia de outliers hay una tendencia en el modelo a sobreestimar los parámetros γ y σ_u .

Otras experimentaciones de la misma simulación con presencia de outliers sugiere que a medida que aumenta el número de cortes transversales, a partir de 200, el modelo ECF estima correctamente los parámetros γ y σ_u .

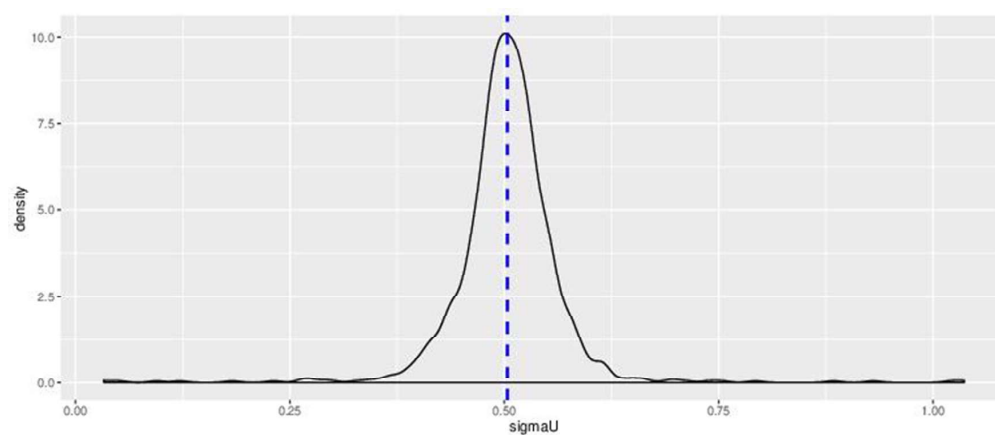
V. MODELO ECF APLICADO AL SECTOR BANCARIO ARGENTINO 2005-2014

Como hemos mencionado anteriormente y en base a las conclusiones obtenidas de las simulaciones, para demostrar el efecto de los valores atípicos en el modelo ECF para paneles cortos resulta interesante su aplicación al sector bancario porque es un sector que suele presentar de outliers (Berger & Humphrey, 1991) y se ha aplicado este mismo modelo en la industria bancaria argentina sin considerar estos aspectos del sector (Ferro, et. al., 2013).

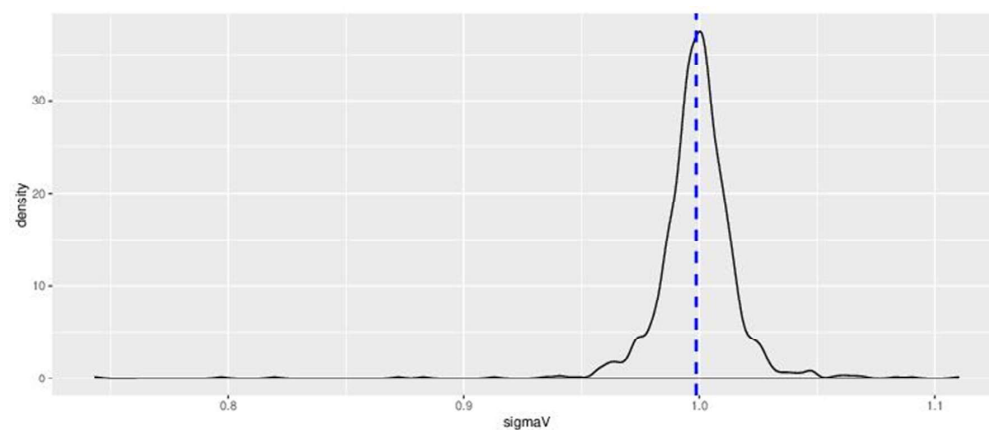
Figura 2: Densidades de los parámetros estimados en las 1000 corridas sin contaminación del panel sintético



Distribución de muestreo de $\hat{\gamma}$ (0% de contaminación)

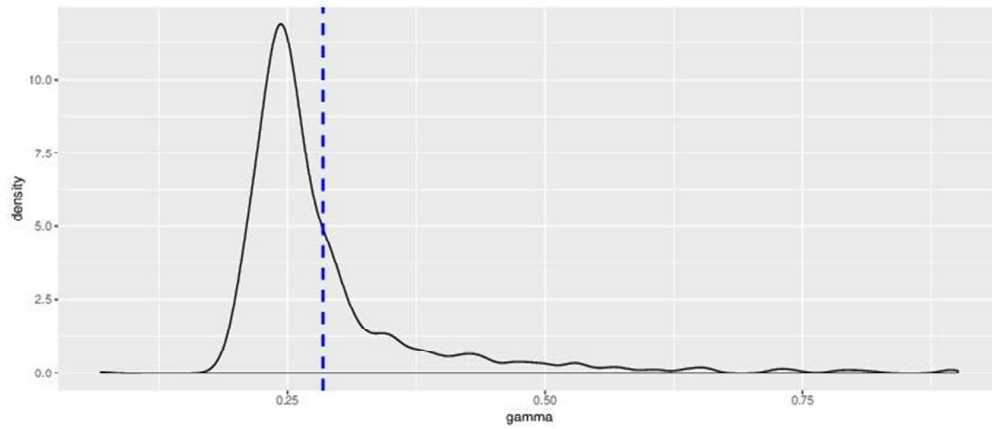


Distribución de muestreo de $\hat{\sigma}_u$ (0% de contaminación)

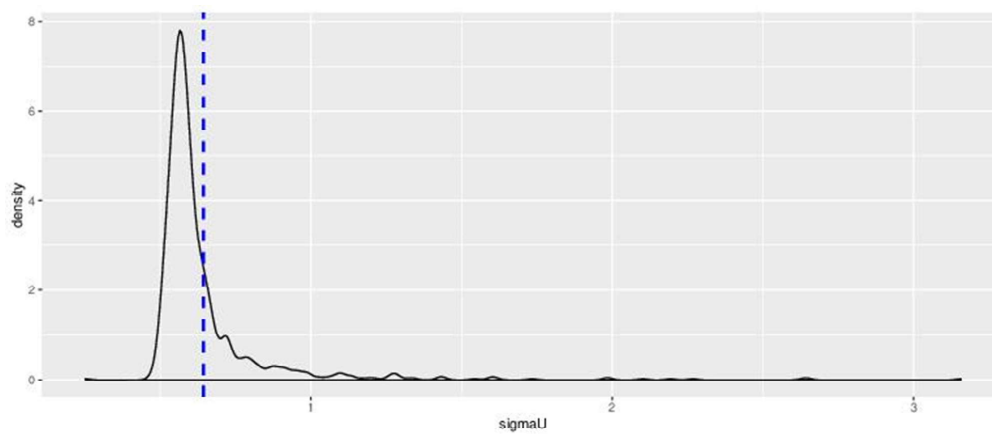


Distribución de muestreo de $\hat{\sigma}_v$ (0% de contaminación)

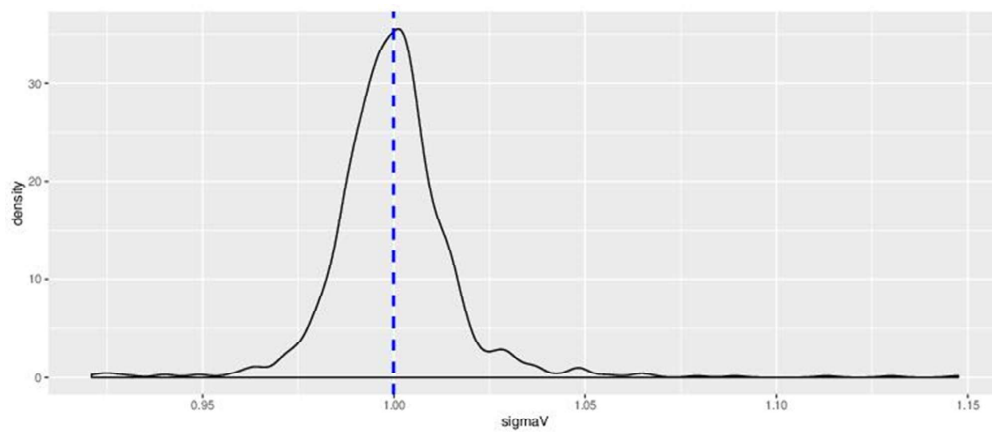
Figura 3: Densidades de los parámetros estimados en las 1000 corridas con 2% de contaminación del panel sintético



Distribución de muestreo de $\hat{\gamma}$ (2% de contaminación)



Distribución de muestreo de $\hat{\sigma}_u$ (2% de contaminación)



Distribución de muestreo de $\hat{\sigma}_v$ (2% de contaminación)

El primer paso para aplicar el modelo es definir las variables explicativas y de respuesta. Al tratarse de una función de costos, las variables independientes son los outputs y los precios de los inputs y la variable dependiente son los costos totales de las firmas.³ Esta información se resume en la Tabla 1.

Tabla 1: Variables utilizadas en la estimación

Variable	Descripción
<i>1. Costos Totales</i>	
Costos Totales = Egresos Financieros + Egresos por Servicios + Gastos de Administración	
<i>2. Outputs</i>	
Préstamos (Y1)	
Inversiones (Y2)	Títulos Públicos y Privados + Participación en otras Sociedades
Ingresos financieros (Y3)	Ingresos por intereses + Otros ingresos financieros
Ingresos por Servicios (Y4)	
<i>3. Inputs</i>	
Precio de funcionamiento (W1) (numerario)	Gastos Operativos / Activos Fijos
Precio del capital (W2)	$[PN.(ROE)+Pasivo.(Tasa Pasiva Implícita)] / (PN + Pasivo)$
Precio del trabajo (W3)	Gastos en Remuneraciones / Dotación de Personal

3. La decisión sobre qué variables utilizar está respaldada fundamentalmente por la literatura empírica. La definición de los costos, outputs y precio de inputs son las mismas que los estudios de SFA orientado a costos citados en este trabajo (véase sección de revisión de la literatura empírica). En tales trabajos citados, este criterio para definir los inputs y outputs surgieron de una modificación del *enfoque de intermediación* originalmente propuesto por Sealey & Lindley (1977). Este enfoque, junto con el *enfoque de producción* (Benston, 1965), son los más utilizados en la literatura sobre la industria bancaria para describir el proceso productivo de los bancos y se diferencian principalmente en la manera en que tratan los depósitos. El primero mira a los depósitos como un input mientras que el segundo como un output.

Los datos corresponden al mes de diciembre de 49 bancos que operaron ininterrumpidamente en Argentina durante el período 2005-2014. Los datos se obtuvieron de los balances e informaciones complementarias de las entidades financieras publicados por el Banco Central de la República Argentina (BCRA).

Segundo, es necesario definir la forma funcional de la frontera de eficiencia a estimar, en este caso, la función de costos. En total, se ensayaron cuatro modelos de costos con distintas variaciones. De todos esos, el modelo presentado es el que mejores residuos OLS exhibió a los fines de estimar la frontera de eficiencia mediante el método SFA. Por ello, se asume una forma funcional translogarítmica con imposición de la condición de homogeneidad lineal que se logra tomando el precio de un input como numerario, la cual adquiere la siguiente forma:

$$\begin{aligned} \ln \frac{C_{it}}{W_{Mt}} = & \beta_0 + \sum_{n=1}^N \beta_n \cdot \ln(Y_{nit}) + \sum_{m=1}^{M-1} \beta_m \cdot \ln \frac{W_{mit}}{W_{Mt}} \\ & + \frac{1}{2} \cdot \left[\sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^N \beta_{nj} \cdot \ln(Y_{nit}) \cdot \ln(Y_{jit}) \right] \\ & + \frac{1}{2} \cdot \left[\sum_{m=1}^{M-1} \sum_{k=1}^{M-1} \beta_{mk} \cdot \ln \frac{W_{mit}}{W_{Mt}} \cdot \ln \frac{W_{kit}}{W_{Mt}} \right] \\ & + \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{M-1} \beta_{nm} \cdot \ln(Y_{nit}) \cdot \ln \frac{W_{mit}}{W_{Mt}} + \nu_{it} + u_{it} \end{aligned} \quad (9)$$

donde Y_{it} y W_{it} representan los outputs y los precios de los inputs de la i -ésima firma respectivamente y la parte lineal de la ecuación corresponde la forma funcional de la Cobb-Douglas linealizada.

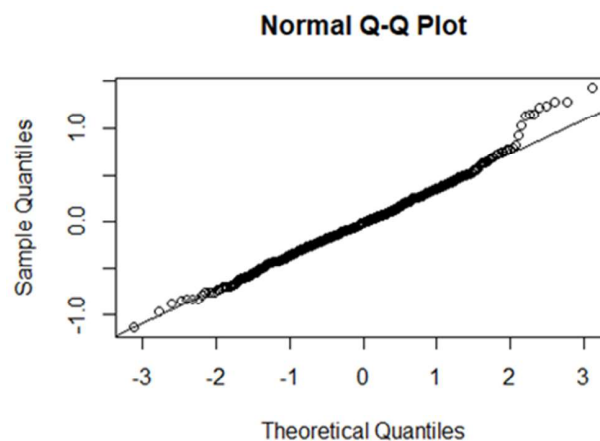
Tercero, se debe establecer un supuesto acerca de la distribución del término de ineficiencia. Debido a que los u_{it} 's son no negativos, los supuestos sobre su distribución deben estar en función de distribuciones asimétricas como las mencionadas anteriormente. En este caso, se asume una distribución half-normal, es decir, $u_{it} \sim iidN^+ (0, \sigma_u^2)$.

Cuarto, siguiendo a Henningsen (2018), se debe previamente estimar un modelo OLS con el objetivo de encontrar un sesgo a derecha en la distribución de los residuos. Ese sesgo ha de interpretarse como un fenómeno

de ineficiencia que se capta en un error compuesto lo cual habilitaría la estimación por un modelo SFA. Si se cumple la condición anterior, se procede a estimar el modelo ECF por método SFA. Para estimar el modelo se utiliza el paquete `frontier` de R (Coelli & Henningsen, 2017).

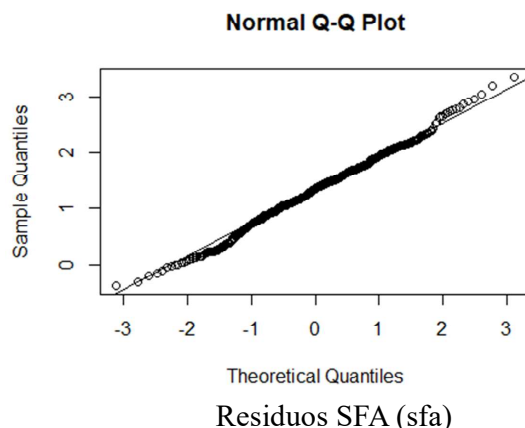
Los residuos de la estimación por OLS exhiben un leve sesgo a derecha (permitiendo que la estimación del modelo SFA converja). Esto se puede ver en un gráfico *QQ-norm* en la Figura 4 donde evidentemente el sesgo a derecha de los residuos OLS se deben a un fenómeno de outliers.

Figura 4: Residuos de la estimación por OLS del modelo de costos



Residuos OLS (*lm*)

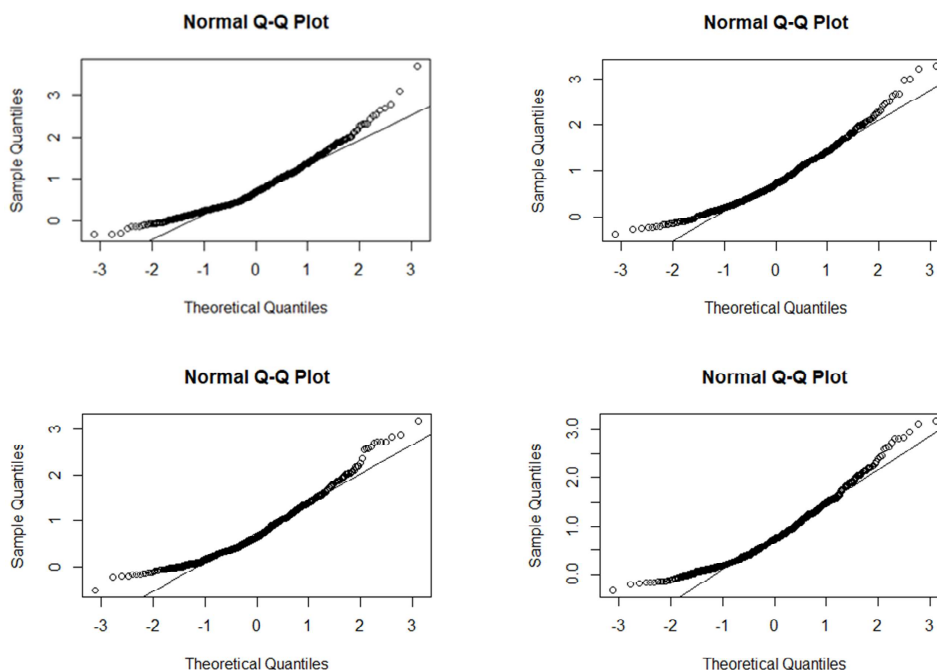
Sin embargo, como hemos mencionado, el modelo SFA converge y los parámetros estimados son los siguientes: $\hat{\gamma} = 0.97$, $\hat{\sigma}_u = 1.01$ y $\hat{\sigma}_v = 0.17$ (similar al trabajo de Ferro, et.al. (2013) citado anteriormente). Como $\hat{\gamma} \rightarrow 1$, los resultados nos advierten que los desvíos de la frontera se deben a la ineficiencia. Por lo tanto, es de esperarse un pronunciado sesgo a derecha en la distribución de los residuos SFA lo cual no es el caso. La Figura 5 muestra la distribución de los residuos SFA los cuales se distribuyen similar a una normal con colas más pesadas y su centro de masa corrido hacia la derecha. Estos resultados nos permiten deducir que el modelo no estima correctamente.

Figura 5: Residuos de la estimación por SFA del modelo de costos

En base a los resultados de las simulaciones, deducimos que el modelo está sobreestimando severamente la componente de ineficiencia (σ_u) y por lo tanto el parámetro γ . De hecho, como podemos ver en la Figura 6, para los parámetros estimados en el modelo ECF ($\hat{\gamma}=0.97$, $\hat{\sigma}_u=1.01$ y $\hat{\sigma}_v=0.17$), el gráfico QQ-norm de los residuos SFA deberían tener un pronunciado sesgo a la derecha (esto es así porque $\gamma \rightarrow 1$) a diferencia de los resultados obtenidos.

Figura 6: Ejemplos de distribución de residuos SFA

(con componente u half-normal simulados con los parámetros estimados $\hat{\gamma} = 0.97$, $\hat{\sigma}_u=1.01$ y $\hat{\sigma}_v=0.17$)



Por lo tanto, el sesgo a derecha de los residuos OLS está provocado por un pequeño conjunto de valores atípicos permitiendo al modelo ECF converger, pero asimismo sobreestimar los parámetros considerablemente.

Un análisis de los residuos OLS de la Figura 4 muestra que los valores atípicos pertenecen a varios bancos. Mediante un análisis posterior, una eliminación de estos bancos no sólo reduce la influencia de los *outliers* y el número de cortes transversales sino también que surgen nuevos valores atípicos para el nuevo subconjunto de datos repitiendo el mismo problema (sesgo a la derecha de los residuos OLS, convergencia del modelo ECF, pero sobreestimación severa de la componente de ineficiencia). Procediendo sucesivamente con la eliminación de los datos atípicos, se repite la misma situación hasta el punto donde los residuos OLS no muestran el sesgo a derecha que permita al modelo ECF converger develando la alta sensibilidad del modelo ECF a valores atípicos.

La imposibilidad de estimar un modelo SFA puede deberse a que el conjunto de individuos es tan pequeño que no existen ineficiencias o bien, más plausiblemente, no hay diferencias en términos de eficiencia discernibles estadísticamente. Por lo tanto, al ser un modelo econométrico, SFA asume que existe una frontera de eficiencia y, aunque el modelo converja, es posible que ni siquiera exista una componente de ineficiencia para los datos disponibles.

VI. CONCLUSIONES FINALES

A través de una serie de simulaciones, hemos demostrado que uno de los modelos SFA para datos de panel más utilizados en la literatura empírica como el modelo ECF es extremadamente sensible a la presencia de valores atípicos cuando el número de cortes transversales en el panel es relativamente pequeño. Los *outliers* afectan severamente el análisis ya que provocan el sesgo a derecha de los residuos OLS permitiendo converger al modelo SFA, pero con estimaciones de los parámetros sumamente erróneas socavando el análisis de inferencia. Sólo con paneles relativamente grandes, aproximadamente $n=200$, el modelo ECF estima correctamente a pesar de los *outliers*.

El sector bancario argentino es un caso típico de panel pequeño con presencia de *outliers*. Una aplicación del modelo ECF orientado a costos sobre este sector devela los problemas del modelo bajo estas condiciones.

Estos resultados son relevantes para la literatura empírica por las siguientes razones. Los países poco industrializados presentan en general bajos niveles de competencia en sus sectores económicos. En este sentido la presencia de valores atípicos puede derivarse de la mayor volatilidad de la economía de estos países, así como la presencia de posiciones oligopólicas puede traducirse en casos de paneles con pocos cortes transversales como hemos visto. Por lo tanto, si se ignoran estas condiciones que suelen caracterizar a los países en vías de desarrollo, podemos realizar un estudio de eficiencia relativa para tomar decisiones como SFA donde el modelo converja sin que ese hecho sea garantía de que exista una componente de ineficiencia y, de este modo, arrojando resultados sistemáticamente erróneos tal como hemos demostrado. Esto es así porque, metodológicamente, SFA asume la existencia de una frontera de eficiencia y, en particular, este trabajo devela que bajo ciertas condiciones tal frontera de eficiencia puede no ser discernible estadísticamente, al menos para un modelo ECF orientado a costos.

En conclusión, para la aplicación de un modelo SFA orientado a costos destacamos algunos lineamientos metodológicos. Primero, es recomendable partir de paneles relativamente grandes para mitigar el efecto de los valores atípicos. Segundo, siguiendo a Henningsen (2018), una vez elegidas las variables y la forma funcional del modelo, se debe estimar el modelo por OLS para encontrar un sesgo a derecha en los residuos. Tercero, estudiar si el sesgo no es consecuencia de *outliers*. En caso de disponer de un panel pequeño, los *outliers* afectarán las conclusiones del análisis. Dentro de las líneas de investigaciones futuras incluimos comparar en situaciones similares a las descritas, paneles pequeños en presencia de casos atípicos, otros métodos de estimación como DEA.

VII. REFERENCIAS

Aigner, D. J., Lovell, C. A. K. & Schmidt, P. (1977). Formulation and estimation of stochastic frontier production function models. *Journal of Econometrics*, 6(1): 21-37.

- Battese, G. E. & Corra, G. S. (1977). Estimation of a production frontier model: with application to the Pastoral zone of eastern Australia. *Australian Journal of Agricultural Economics*, 21, 169-179.
- Battese, G. E., & Coelli, T. J. (1988). Prediction of firm-level technical efficiencies with a generalized frontier production function and panel data. *Journal of Econometrics*, 38(3): 387-399.
- Battese, G. E., & Coelli, T. J. (1992). Frontier production functions, technical efficiency and panel data: with application to paddy farmers in India. *Journal of Productivity Analysis*, 3(1-2): 153-169.
- Battese, G. E., & Coelli, T. J. (1995). A model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier production function for panel data. *Empirical Economics*, 20(2): 325-332.
- Bauer, P. W., Berger, A. N., Ferrier, G. D., & Humphrey, D. B. (1998). Consistency conditions for regulatory analysis of financial institutions: a comparison of frontier efficiency methods. *Journal of Economics and Business*, 50(2): 85-114.
- Belotti, F., Daidone, S., Ilardi, G., & Atella, V. (2013). Stochastic frontier analysis using Stata. *The Stata Journal*, 13(4): 719-758.
- Bengston, G. (1965). Branch Banking and Economies of Scale. *Journal of Finance*, 20(2), 312-331.
- Berger, A. & Humphrey, D. (1991). The dominance of inefficiencies over scale and product mix economies in banking. *Journal of Monetary Economics*, 28(1):117-148.
- Berger, A. N., & Humphrey, D. B. (1997). Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research. *European Journal of Operational Research*, 98(2): 175-212.
- Bogetoft, P. & Otto, L. (2010). *Benchmarking with DEA, SFA, and R*. Springer.
- Bonin, J. P., Hasan, I., & Wachtel, P. (2005). Privatization matters: Bank efficiency in transition countries. *Journal of Banking & Finance*, 29(8-9), 2155-2178.
- Coelli, T., Prasada Rao, D. S., O'Donnell, C. Battese, G. (2005). *An introduction to efficiency and productivity analysis*. Springer.

- Coelli, T. & Henningsen, A. (2017). *Frontier: Stochastic Frontier Analysis*. R package version 1.1-2. <https://CRAN.R-Project.org/package=frontier>.
- Cornwell, C., Schmidt, P., & Sickles, R. C. (1990). Production frontiers with cross-sectional and time-series variation in efficiency levels. *Journal of Econometrics*, 46(1-2): 185-200.
- Ferrara, G. & Vidoli, F. (2017). Semiparametric stochastic frontier models: A generalized additive model approach. *European Journal of Operational Research*, 258(2): 761-777.
- Ferro, G., León, S., Romero, C., & Wilson, D. (2013). Eficiencia del sistema bancario argentino (2005–2011), *Anales XLVIII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política*. Rosario, Argentina: Universidad Nacional de Rosario.
- Greene, W. (2005a). Reconsidering heterogeneity in panel data estimators of the stochastic frontier model. *Journal of Econometrics*, 126(2): 269-303.
- Greene, W. (2005b). Fixed and random effects in stochastic frontier models. *Journal of Productivity Analysis*, 23(1): 7-32.
- Han, C., Orea, L., & Schmidt, P. (2005). Estimation of a panel data model with parametric temporal variation in individual effects. *Journal of Econometrics*, 126(2): 241-267.
- Henningsen, A. & Kumbhakar, S. (2009). Semiparametric stochastic frontier analysis: An application to Polish farms during transition. In *European Workshop on Efficiency and Productivity Analysis (EWEPA) in Pisa, Italy, June* (Vol. 24).
- Henningsen, A. (2018). *Introduction to Econometric Production Analysis with R* (second edition). Collection of Lecture Notes. Department of Food and Resource Economics, University of Copenhagen.
- Isik, I., & Hassan, M. K. (2002). Cost and profit efficiency of the Turkish banking industry: An empirical investigation. *Financial Review*, 37(2), 257-279.
- Jondrow, J., Lovell, C. K., Materov, I. S., & Schmidt, P. (1982). On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model. *Journal of Econometrics*, 19(2-3): 233-238.

- Kumbhakar, S. C. (1990). Production frontiers, panel data, and time-varying technical inefficiency. *Journal of Econometrics*, 46(1-2): 201-211.
- Kumbhakar, S. C., Park, B. U., Simar, L., & Tsionas, E. G. (2007). Nonparametric stochastic frontiers: a local maximum likelihood approach. *Journal of Econometrics*, 137(1): 1-27.
- Kumbhakar, S. C., Lien, G., & Hardaker, J. B. (2014). Technical efficiency in competing panel data models: a study of Norwegian grain farming. *Journal of Productivity Analysis*, 41(2): 321-337.
- Lee, Y. H., & Schmidt, P. (1993). A production frontier model with flexible temporal variation in technical efficiency. En *The Measurement of Productive Efficiency: Techniques and Applications*. H. O. Fried, C. A. Knox Lovell, and S. S. Schmidt (eds.), 237-255. New York: Oxford University Press.
- Lovell, C. A. K. (2003). The decomposition of Malmquist productivity indexes. *Journal of Productivity Analysis*, 20(3): 437-458.
- Meeusen, W. & van den Broeck, J. (1977). Efficiency estimation from Cobb-Douglas production function with composed error. *International Economic Review*, 18: 435-444.
- Pitt, M. M., & Lee, L. F. (1981). The measurement and sources of technical inefficiency in the Indonesian weaving industry. *Journal of Development Economics*, 9(1): 43-64.
- Schmidt, P. & Lovell, C. A. K. (1979). Estimating technical and allocative inefficiency relative to stochastic production and cost functions, *Journal of Econometrics*, 9(3): 343-366.
- Schmidt, P., & Sickles, R. C. (1984). Production frontiers and panel data. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2(4): 367-374.
- Sealey, C. & Lindley, J. T. (1977). Inputs, Outputs and a Theory of Production and Cost at Depositary Financial Institutions. *Journal of Finance*, 32(4), 1251-1266.
- Surroca, J., Prior, D. & Tribo Gine, J. A. (2016). Using panel data DEA to measure CEOs' focus of attention: An application to the study of cognitive group membership and performance. *Strategic Management Journal*, 37(2): 370-388.

- Vidoli, F. & Ferrara, G. (2015). Analyzing Italian citrus sector by semi-nonparametric frontier efficiency models. *Empirical Economics*, 49(2): 641-658.
- Weill, L. (2004). Measuring cost efficiency in European banking: A comparison of frontier techniques. *Journal of Productivity Analysis*, 21(2), 133-152.
- Williams, J. (2012). Efficiency and market power in Latin American banking. *Journal of Financial Stability*, 8(4), 263-276.