

24 - 26 | Noviembre 2021 | Madrid  
XLVI Reunión de Estudios Regionales

## International Conference on Regional Science Ciudades llenas, territorios vacíos

Universidad Autónoma de Madrid



## COMUNICACIÓN

**Título: Eficiencia y productividad en seis sectores de la industria colombiana.**

**Autores y e-mails: Liliana Yaned Franco Vásquez  
lyfranco@unal.edu.co**

**Departamento: Economía**

**Universidad: Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín.**

**Área Temática: Competitividad regional, eficiencia y productividad**

### **Resumen:**

La reciente atención de estudiar algunas técnicas para incorporar el análisis espacial a los modelos económicos se debe a dos factores: el primero, está relacionado con una motivación teórica, es decir, el interés dentro de la teoría económica en modelos que involucra la interacción entre agentes heterogéneos. Involucrando los efectos de vecindad; y retomando aspectos espaciales de las externalidades *Marshallianas*, economías de aglomeración y otros *spillovers* que son fundamentales para la nueva geografía económica. El segundo factor, está relacionado con la disponibilidad de bases de datos regionales y sistemas de información geográfica (SIG); es decir, datos que contienen la ubicación de las unidades de observación.

El propósito de la ponencia es estimar la eficiencia en seis sectores de la industria manufactura colombiana, a través de un modelo de frontera estocástica de producción, y considerando la influencia de la dependencia espacial en dicha estimación



Los resultados señalan que los sectores industriales que tienen una mayor participación en el valor agregado total industrial, se encuentran localizados en los departamentos más desarrollados. La mayor eficiencia en sectores tales como: textiles, metales, alimentos y bebidas, conduce a que la industria allí no se relocalice en otras regiones, es decir, que no se esté presentando en Colombia una tendencia hacia la reversión de la polarización. Adicionalmente, la evidencia empírica sugiere que la autocorrelación espacial es relevante en el modelo de producción de frontera estocástica. En efecto, se observa que el coeficiente espacial es positivo y estadísticamente significativo. Lo cual refleja un beneficio marginal, en términos de eficiencia, que obtienen las empresas al correlacionarse con las demás firmas del sector y área metropolitana.

**Palabras Clave:** Eficiencia, frontera estocástica, productividad total factorial, sectores industriales.

**Clasificación JEL:** R11, R12, 014, D24

## **1. REVISIÓN DE LA LITERATURA: APROXIMACIÓN CONCEPTUAL A LOS MODELOS DE FRONTERA ESTOCÁSTICA Y ASOCIACIÓN ESPACIAL**

La econometría espacial es una disciplina de la econometría que incluye el conjunto de técnicas de especificación, estimación, contraste y predicción necesarias para el tratamiento de los datos espaciales. También se define como la parte de la econometría que se ocupa del tratamiento de la interacción espacial (autocorrelación espacial) y la estructura espacial (heterogeneidad espacial) en los modelos de regresión de corte transversal y de datos de panel (Anselin, 2001). En este sentido, se trata de un concepto similar a la estadística espacial, utilizada por físicos y geógrafos (Cressie, 1993), aunque la econometría espacial difiere de la estadística espacial, del mismo modo que la econometría es distinta de la estadística.

Además, permite modelar fenómenos en los cuales las observaciones no provienen de una muestra aleatoria, esto es, cuando se tienen observaciones que no son independientes. Por el contrario, las observaciones presentan cierta estructura de dependencia, relacionada con su posición en el espacio. Un ejemplo de este tipo de fenómenos está dado por los *clusters* industriales, donde la productividad de las firmas en dicho *cluster* está afectada positivamente por la presencia de otras firmas pertenecientes al mismo sector. La razón por la cual las empresas se benefician de esta proximidad puede estar explicada, posiblemente, por externalidades que tienden a operar mejor en una escala geográfica limitada. En otras palabras, el alcance de las externalidades tiende a difuminarse con la distancia. La econometría espacial es una herramienta adecuada para captar este tipo de externalidades, que de otra manera no serían medibles.

Los modelos de frontera estocástica reconocen que las firmas suelen producir por debajo de su plena capacidad. La discrepancia entre la producción efectiva y la producción potencial está medida, en este tipo de modelos, por un término que capta la ineficiencia o la incapacidad de la firma para aprovechar plenamente sus recursos.

Parece natural, por tanto, que entre los factores exógenos que pueden explicar el comportamiento de la ineficiencia en una firma, cabría considerarse un efecto vecindario o contiguo, el cual genera externalidades positivas o negativas sobre el funcionamiento de la ésta.

Así pues, una firma ubicada en un *cluster* industrial, se esperaría que produzca más cerca de su potencial que una que no lo esté. Por tanto, parece adecuado considerar el entorno de las firmas en un modelo de frontera estocástica para estimar la eficiencia productiva de las mismas. En un modelo de panel de datos, este enfoque puede tener la ventaja, además, de que permitiría extraer del término de ineficiencia la heterogeneidad y otras influencias que de otra manera no se podrían separar y contaminan la estimación de ese término.

Una de las formas más comunes de representar la ubicación geográfica de un conjunto de datos es a través de una Matriz de pesos o contigüidad. Los valores utilizados para representar vecindad son variados<sup>1</sup>. A continuación se realizará una explicación formal de la definición de vecindad:

### 1.1. Vecindad

Dado un conjunto de variables aleatorias indexadas espacialmente en  $K$  unidades (regiones, latitud-longitud, dirección o cualquier otro tipo de ubicación espacial), es decir,  $(x_1, \dots, x_k)$  Se define la noción de vecindad como el conjunto de los  $(x_j, x_i)$  con  $j$  e  $i$  en  $\{1, \dots, K\}$  tales que  $d(x_j, x_i) < \delta$  (distancia), donde  $\delta$  es el valor de corte establecido por la noción de proximidad del investigador.  $x_j$  y  $x_i$  son dicen vecinos si satisfacen dicha condición (Arbia, 2006); o más formalmente, el conjunto de vecinos se

---

<sup>1</sup> El caso simple es una matriz de contigüidad binaria, es decir, los elementos de  $W$  serán igual a 1 si dos polígonos son vecinos y cero en otro caso. Además, en la práctica la matriz se estandariza por filas: se divide cada componente de la fila de la matriz por la suma de todos los elementos de esa fila de modo que la suma de cada fila es igual a uno, esta forma es relativamente fácil crear los rezagos o retardos espaciales.

definen como los  $j$  en  $\{1, \dots, K\}$  tales que  $f(x_i) \neq f(x_i|x_j)$ , es decir, que la función de distribución de dicha variable aleatoria difiera de la función de distribución condicional asociada a una observación en otra unidad espacial.

La matriz de pesos o de contigüidad,  $W$ , se define como una matriz cuyas filas y columnas representan las variables, y cada entrada representa la relación espacial de proximidad o continuidad de las mismas. Explícitamente, la entrada  $w_{ij}$ , corresponde a la relación espacial entre las variables  $x_i$  y  $x_j$ .

## 1.2. Literatura empírica

### 1.2.1 Modelos espaciales y Datos de Panel

En el caso de la estimación mediante datos de panel existen varios enfoques para la extensión de la matriz de pesos a diferentes periodos, el más usual consiste en considerar una matriz de pesos tiempo invariante, lo cual es bastante plausible ya que la localización espacial tiende a permanecer en el tiempo. Para efectos de estimación en un panel con  $N$  individuos y  $T$  periodos se define la matriz de pesos cómo:

$$W_{NT} = I_T \otimes W_N \quad (1)$$

Dónde  $W_N$  es la matriz de pesos definida en algún periodo,  $\otimes$  representa el producto de Kronecker e  $I_T$  representa la matriz identidad.

Notemos que la construcción de esta matriz implica que la asociación espacial entre las variables es tiempo invariante y que sólo están relacionadas variables que se encuentren en el mismo periodo.

Modelos más generales proponen la especificación de un rezago temporal dinámico, es decir, una matriz y un coeficiente de asociación espacial por cada periodo, o por otro

lado, la estimación del modelo en cada periodo con un diferente coeficiente de correlación espacial. (Anselin & Bera, 1998)

La heterogeneidad espacial puede ser asociada a una especie de heterogeneidad no observable, por tanto, esta puede ser estimada mediante el modelo de efectos fijos, el modelo a estimar sería:

$$Y = \rho(I_T \otimes W_N)y + (i_T \otimes \alpha) + X\beta + \epsilon \quad (2)$$

Donde  $\alpha$  es el vector  $N \times 1$  de efectos fijos con la restricción usual de que  $\sum_{i=1}^N \alpha_i = 0$  y que los errores estén incorrelacionados tanto en dimensión temporal cómo transversal, es decir  $E(\epsilon\epsilon') = \sigma_\epsilon I_{NT}$

### 1.2.2 Modelos con términos de frontera

La producción de frontera (o potencial) representa una situación ideal, en la cual se alcanza la máxima producción posible dados un conjunto de insumos, donde ninguna empresa puede sobrepasar este ideal. En este sentido, la ineficiencia mide el grado en el cual la producción observada se desvía de ese ideal teórico (ver Greene, 2008, p. 93).<sup>2</sup> La motivación teórica y los fundamentos conceptuales para la medición de la ineficiencia surgen con las aportaciones de Debreu (1951) y Farrell (1957). Recogiendo estos aportes, Aigner y Chu (1968) desarrollan un enfoque determinístico basado en la estimación de funciones de producción paramétricas para calcular la ineficiencia proponiendo técnicas de programación lineal y cuadrática. Sin embargo, este enfoque no vio aplicación hasta 1977, en un trabajo de Forsund y Jansen (1977). Este método pronto entró en desuso debido a que fue rápidamente reemplazado por otro enfoque

---

<sup>2</sup> De manera alternativa, podemos definir la eficiencia como el grado en el cual la producción observada se acerca a la producción de frontera. De esta forma, es indiferente hablar de *eficiencia* o *ineficiencia*, pues en ambos casos estos conceptos hacen referencia a la distancia entre la producción observada y potencial.

determinístico para las estimación de la ineficiencia. Se trata del análisis de envolvente de datos (AED).

El AED es una metodología no paramétrica para la estimación de la función de producción de frontera, con respecto a la cual se juzga el grado en el cual la producción observada se aleja de su potencial. No obstante, la naturaleza determinística de este enfoque implica una debilidad fundamental: cualquier desviación de la producción observada con respecto a la frontera estimada es tratada como ineficiencia. De esta manera, el AED podría estar sobreestimando la ineficiencia al ignorar que la desviaciones con respecto a la producción de frontera también pueden explicarse por factores fuera del control de las firmas, como por ejemplo el clima (Greene, 2008, p. 114).

Contrario a este enfoque determinístico, existe un enfoque estocástico para el cálculo de la eficiencia basado en la estimación de una función de producción de frontera paramétrica. Esta es la metodología de los modelos de frontera estocástica. La naturaleza estocástica de esta metodología permite corregir el problema de sobreestimación de la ineficiencia que presenta el análisis de envolvente de datos. Para aclarar este punto, observemos lo siguiente. De acuerdo a un enfoque de frontera determinística (como el AED) la función de producción se definiría como:

$$y_{it} \leq f(\mathbf{x}_{it})$$

Donde,  $y_{it}$ , representa el valor de la producción de la firma  $i$  en el periodo  $t$ ,  $\mathbf{x}_{it}$  es un vector de insumos y  $f(\cdot)$  es la función de producción, la cual define la producción potencial o frontera. La anterior desigualdad débil puede reescribirse como una igualdad así:

$$y_{it} = f(\mathbf{x}_{it})TE_{it}$$

Donde,  $TE_{it}$ , mide la eficiencia (cercanía a la producción de frontera) o alternativamente  $1 - TE_{it}$  mide la ineficiencia (desviación con respecto a la producción de frontera). Por el contrario, en un enfoque de frontera estocástica la función de producción se define como:

$$y_{it} \leq f(x_{it})e^{v_{it}}$$

Donde,  $v_{it}$ , es una perturbación aleatoria que refleja aquellos factores por fuera del control de la firma que alteran su frontera productiva. Así,  $f(x_{it})e^{v_{it}}$  representa la función de producción de frontera. En este caso la eficiencia también es medida por  $TE_{it}$ , de manera que:

$$y_{it} = f(x_{it})TE_{it}e^{v_{it}} \quad (3)$$

Se observa que la estimación de la eficiencia tiende a ser inferior en un enfoque determinístico que en un enfoque estocástico. Teniendo en cuenta que la ineficiencia está dada por  $1 - TE_{it}$ , esto equivale a afirmar que el enfoque determinístico sobreestima la ineficiencia.

En ambos casos  $0 < TE_{it} < 1$ . Donde un valor de 1 indica que la producción está en la frontera, es decir, es plenamente eficiente o alternativamente que  $1 - TE_{it} = 0$ , es decir, no hay ineficiencia.

## **2. METODOLOGÍA PROPUESTA PARA EL ESTADO DE LA EFICIENCIA Y LA PRODUCTIVIDAD DE LOS SECTORES INDUSTRIALES EN COLOMBIA**

### **2.1 Descripción de los datos**

Para cumplir con los objetivos del trabajo se utilizó información de la Encuesta Anual Manufacturera (EAM) elaborada por el Departamento Administrativo Nacional de



Estadística (DANE). La información se obtuvo a nivel de empresa, de seis sectores de la Industria Manufacturera colombiana, así: Alimentos, Bebidas, Textiles, Prendas de Vestir, Otros Químicos y Fabricación de productos metálicos (Metales). La elección de estos sectores se realizó bajo el criterio de mayor participación del personal total y valor agregado, de cada sector, en el total de la industria. En el período 2007-2011 estos sectores participaron aproximadamente con un 50% y un 45% respectivamente.

La base de datos está dividida en varios capítulos; así: en uno de ellos están la ubicación espacial y sectorial de empresas, ubicadas por Departamento, Área Metropolitana, CIIU, Revisión 3; indicativos de número de establecimiento. En otro capítulo, se encuentra las siguientes variables a considerar: valor agregado, producción bruta, consumo intermedio, salarios de personal permanente, salarios de personal ocupado, consumo de electricidad, inversión neta, inversión bruta, activos fijos, personal temporal, personal permanente, número de establecimientos.

Los datos de ambos capítulos se unieron utilizando el criterio de coincidencia por el código de número de establecimiento; algunos establecimientos no se encontraban en ambos capítulos, por posibles problemas de muestreo. Dichos establecimientos no fueron tomados en cuenta.

Las variables nominales fueron deflactadas haciendo uso del índice de precios al productor, con año base 1999, proporcionado por la misma entidad. A partir de este conjunto de datos, se obtuvieron las siguientes variables, que caracterizan la producción industria y son utilizadas para estimar la frontera estocástica: Valor agregado ( $y_{it}$ ), stock de capital ( $K_{it}$ ), representado por los activos fijos de las empresas y el número de trabajadores ( $L_{it}$ ), que corresponde al personal ocupado total ocupado. El resumen estadístico de los datos se presenta en la tabla 1.

**Tabla 1. Estadísticas Descriptivas**

Alimentos					Bebidas				
Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max	Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max
No. Obs.	3810				No. Obs.	500			
Valor agregado	156418,42	451449,14	36,66	5825644,00	Valor agregado	2261622,60	6016419,00	981,54	45827548,00
Personal total	137,14	237,58	2,20	2345,00	Personal total	690,58	1065,95	3,00	6332,00
Capital	185545,82	580972,38	30,65	6179030,20	Capital	2806865,20	7712472,00	0,00	55500000,00
Textiles					Prendas de Vestir				
Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max	Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max
No. Obs.	970				No. Obs.	2473			
Valor agregado	397408,81	1102566,80	451,77	10301839,00	Valor agregado	174587,26	576932,60	268,11	8769322,00
Personal total	962,26	2275,35	6,00	23353,00	Personal total	516,05	1089,23	5,00	10118,00
Capital	952472,70	4056402,00	257,40	48588734,00	Capital	117524,78	475441,96	0,00	6020560,60
Textiles y Prendas					Otros Químicos				
Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max	Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max
No. Obs.	3470				No. Obs.	1972			
Valor agregado	236874,55	769170,30	229,76	10461420,00	Valor agregado	734819,00	1978043,60	586,13	21061358,00
Personal total	640,79	1529,16	5,00	23353,00	Personal total	651,38	1349,34	12,00	13154,00
Capital	350925,22	2211139,60	0,00	48588734,00	Capital	620107,00	1908125,40	0,00	17647098,00
Metales									
Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max					
No. Obs.	1641								
Valor agregado	184118,68	371224,51	320,51	2731202,40					
Personal total	362,16	527,31	7,00	3693,00					
Capital	217731,34	578300,10	0,00	5626168,50					

Fuente: DANE. Cálculos propios

## 2.2 El Modelo

Para calcular la eficiencia, la productividad total factorial (PTF) y sus factores determinantes se emplea el modelo de Battese y Coelli, 1992. Para estimar la frontera estocástica se utiliza una función de producción translogarítmica. Esta es una forma funcional flexible que permite la presencia de economías variables de escala en la producción y anida la función de producción Cobb-Douglas. De esta manera, la frontera estocástica a estimar es la siguiente:

$$\ln y_{it} = \alpha + \rho L[Y_{it}] + \beta_l \ln L_{it} + \beta_k \ln K_{it} + 0.5\beta_{ll} (\ln L_{it})^2 + 0.5\beta_{kk} (\ln K_{it})^2 + \beta_{lk} \ln L_{it} \ln K_{it} + \beta_t t + 0.5\beta_{tt} t^2 + \beta_{lt} t \ln L_{it} + \beta_{kt} t \ln K_{it} + v_{it} - u_{it} + \delta t \quad (4)$$

Donde,

$Y_{it}$ : es el valor agregado de la empresa  $i$  en el período  $t$ .

$L_{it}$ : es el personal ocupado total, de la empresa  $i$  en el período  $t$ .

$k_{it}$  Es el stock de capital de la empresa  $i$  en el período  $t$ <sup>3</sup>

$L[Y_{it}] = \sum_j w_{ij} \ln(Y_{it})$ : es el rezago espacial del logaritmo del valor agregado de la empresa  $i$  en el período  $t$ . Este rezago es motivado por muchos aspectos, tales como características comunes, no observadas, asociadas a los sistemas de producción compartidos entre las empresas o procesos de difusión tecnológicas entre ellas.

$w_{ij}$ , representa las entradas de la matriz de pesos (binarias) definidas para cada sector según los criterios de coincidencia de los subsectores (CIU Rev 3 a 4 dígitos) en cada sector y área metropolitana.

$\rho$ , coeficiente de autocorrelación espacial, en términos de eficiencia, que obtendrían las empresas al entrar al *cluster* industrial o correlacionarse con las demás empresas de sector y área metropolitana. Si  $\rho$  es significativo se tendría que las ineficiencias estimadas, sin tener en cuenta la dependencia espacial, serían sesgadas. (Affuso, 2010).

Para detectar la dependencia espacial se utiliza el contraste de la  $I$  de Moran (Moran, 1948), así:

$$I = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N w_{ij} (x_j - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

Donde,

$x_i$ , representa el valor agregado de la empresa  $i$ .

$N$ : representa el número de empresas en la industria

$w_{ij}$ : representa la entrada  $ij$  de la matriz de pesos espaciales.

---

<sup>3</sup> Se realizaron varias estimaciones utilizando varias proxy del stock de capital, como el cálculo mediante el inventario permanente, pero finalmente se eligió como proxy los activos fijos de la empresa.

La matriz de pesos espaciales se construyó bajo el criterio de coincidencia de subsector-área metropolitana y departamento. Es decir,  $w_{ij} = 1$ , si la empresa  $i$  y la empresa  $j$ , pertenecen a la misma área metropolitana, igual departamento e igual subsector del ciuu correspondiente; y  $w_{ij} = 0$ , en otro caso. En suma, la matriz de pesos es una matriz binaria.

Para definir la matriz de pesos espaciales era necesario que el panel fuera fuertemente balanceado<sup>4</sup>; por tanto, se eliminaron las observaciones que no estaban presentes en todos los períodos (2007-2011).

La matriz de pesos se estimó, dado que el panel estaba fuertemente balanceado, para el año 2007<sup>5</sup>, y se aumentó para el período 2007-2011, con el producto de Kronecker, con la matriz identidad de orden 5 ( $t=5$ ).

$$WT = I_5 \otimes W$$

El índice de Moran, se estimó para cada CIU, en cada año, y también se realizaron estimaciones de dicho índice para el período completo, 2007-2011, utilizando la matriz  $WT$ . Dada la construcción de esta matriz, las entradas correspondientes a observaciones que se ubican en diferentes años son 0; por tanto, sigue siendo un estimador puramente espacial ya que no capta asociación temporal.

---

<sup>4</sup> Las estimaciones se realizaron con el paquete estadístico *Frontier*, en el software *R*.

<sup>5</sup> Esta matriz de pesos fue utilizada en todas las estimaciones transversales, dado que el panel estaba fuertemente balanceado. Por otro lado, las empresas no cambiaron de ubicación en el período señalado.

### 3. EVALUACIÓN DEL ESTADO DE LA EFICIENCIA Y LA PRODUCTIVIDAD EN LOS SECTORES MANUFACTUREROS

Antes de presentar el análisis del modelo principal y las eficiencias asociadas a cada sector industrial, es importante señalar que se realizaron estimaciones de corte transversal; en este contexto se utilizó el método de máxima verosimilitud para la estimación de la frontera estocástica<sup>6</sup>; en algunos sectores se encontró evidencia de la presencia de la ineficiencia; no obstante, la mayoría de los coeficientes asociados a la forma funcional translogarítmica no son significativos. ; excepto los de la forma funcional Cobb-Douglas. No obstante, en esta formulación aunque no sean significativos los coeficientes individuales, si pueden serlo combinaciones lineales de estos coeficientes, que son las magnitudes relevantes a efectos de definir elasticidades.

Las tablas 2-4 presentan los estimadores de máxima verosimilitud para los parámetros de la función de producción de frontera estocástica, de los principales subsectores de la industria manufacturera colombiana, definida por la ecuación (4). En general, los parámetros de varianza  $\gamma$  son significativos y toman valores superiores a 0.8%, indicando la importancia de la ineficiencia en el análisis de los sectores de producción industriales de Colombia. Es decir, aproximadamente el 80% de las variaciones no explicadas de la producción puede explicarse por las variaciones de la ineficiencia, mientras que el resto corresponde a variaciones de la perturbación aleatoria.

En otras palabras, una parte importante de las diferencias entre los niveles del producto de las distintas empresas tienen su origen en la ineficiencia con que se desarrolla dicho proceso productivo. Por tanto, estas diferencias productivas favorecen el que existan empresas que con los mismos empleos de capital y trabajo obtengan distintos niveles de producción.

---

<sup>6</sup> Se estimó la frontera con varias formas funcionales de la función de producción, tales como la cobb-douglas y la translogarítmica.

**Tabla 2. Alimentos, Bebidas, Prendas de vestir y Textiles. Estimación de máxima Verosimilitud de la Frontera Estocástica**

ALIMENTOS				BEBIDAS			
Variable	Parámetro	Estimación	Desviación Estándar	Variable	Parámetro	Estimación	Desviación Estándar
<b>Función de producción de frontera</b>				<b>Función de producción de frontera</b>			
Constante	$\alpha$	4,207	0.3572 ***	Constante	$\alpha$	1,521	0,810 *
$L(Y_{it})$	$\rho$	0,194	0.0135 ***	$L(Y_{it})$	$\rho$	0,209	0,026 ***
$\ln L_{it}$	$\beta_l$	1,145	0.1059 ***	$\ln L_{it}$	$\beta_l$	1,593	0,356 ***
$\ln K_{it}$	$\beta_k$	-0,172	0.0769 *	$\ln K_{it}$	$\beta_k$	0,091	0,174
$(\ln L_{it})^2$	$\beta_{ll}$	0,120	0.0370 **	$(\ln L_{it})^2$	$\beta_{ll}$	0,264	0,069 ***
$(\ln K_{it})^2$	$\beta_{kk}$	0,089	0.0116 ***	$(\ln K_{it})^2$	$\beta_{kk}$	0,108	0,025 ***
$\ln L_{it} * \ln K_{it}$	$\beta_{lk}$	-0,095	0.0177 ***	$\ln L_{it} * \ln K_{it}$	$\beta_{lk}$	-0,188	0,036 ***
$t$	$\beta_t$	0,139	0.0493 **	$t$	$\beta_t$	0,226	0,139
$t^2$	$\beta_{tt}$	-0,005	0.0117	$t^2$	$\beta_{tt}$	-0,037	0,032
$t * \ln L_{it}$	$\beta_{lt}$	0,010	0,01	$t * \ln L_{it}$	$\beta_{lt}$	0,015	0,025
$t * \ln K_{it}$	$\beta_{kt}$	-0,0076	0.0059	$t * \ln K_{it}$	$\beta_{kt}$	-0,015	0,015
<b>Parámetros de Varianza</b>				<b>Parámetros de Varianza</b>			
	$\sigma^2$	1,9907	0,1346 ***		$\sigma^2$	2,645	0,566 ***
	$\gamma$	0.8168	0,0137 ***		$\gamma$	0,862	0,035 ***
	$t$	-0,059	0,012 ***		$t$	-0,080	0,033 *
Observaciones	3810			Observaciones	500		

  

Test de Moran		
I Moran	65.55	***
2007-2011		
I Moran	4,571	

  

Test de Moran		
I Moran	13.25	***
2007-2011		
I Moran	0.9671	

PRENDAS DE VESTIR				TEXTILES			
Variable	Parámetro	Estimación	Desviación Estándar	Variable	Parámetro	Estimación	Desviación Estándar
<b>Función de producción de frontera</b>				<b>Función de producción de frontera</b>			
Constante	$\alpha$	5,2801	0.4276 ***	Constante	$\alpha$	2,8139	0.7234 ***
$L(Y_{it})$	$\rho$	0.1138	0.0360 **	$L(Y_{it})$	$\rho$	0.1945	0.0300 ***
$\ln L_{it}$	$\beta_l$	0.9217	0.0841 ***	$\ln L_{it}$	$\beta_l$	0.5255	0.2303 *
$\ln K_{it}$	$\beta_k$	-0.1533	0.0556 **	$\ln K_{it}$	$\beta_k$	0.5533	0.1607 ***
$(\ln L_{it})^2$	$\beta_{ll}$	0.0677	0.0230 **	$(\ln L_{it})^2$	$\beta_{ll}$	0.920	0.718
$(\ln K_{it})^2$	$\beta_{kk}$	0.0687	0.0076 ***	$(\ln K_{it})^2$	$\beta_{kk}$	-0.0675	0.313 *
$\ln L_{it} * \ln K_{it}$	$\beta_{lk}$	-0.0501	0.0104 ***	$\ln L_{it} * \ln K_{it}$	$\beta_{lk}$	0.0186	0.0449
$t$	$\beta_t$	0.0439	0.0578	$t$	$\beta_t$	0.2032	0.0996 *
$t^2$	$\beta_{tt}$	0.0282	0.0135 *	$t^2$	$\beta_{tt}$	-0.0105	0.0229
$t * \ln L_{it}$	$\beta_{lt}$	-0.0176	0.0089 *	$t * \ln L_{it}$	$\beta_{lt}$	-0.0804	0,02 ***
$t * \ln K_{it}$	$\beta_{kt}$	0.055	0.0069	$t * \ln K_{it}$	$\beta_{kt}$	0.0240	0.0139 *
<b>Parámetros de Varianza</b>				<b>Parámetros de Varianza</b>			
	$\sigma^2$	2,1691	0,1867 ***		$\sigma^2$	2,6166	0,3735 ***
	$\gamma$	0,8533	0,0144 ***		$\gamma$	0,8687	0,021 ***
	$t$	-0.0925	0.0150 ***		$t$	0	0,022 ***
Observaciones	2473			Observaciones	968		

  

Test de Moran		
I Moran 2007-2011	20.953	***
I Moran 2007	0.6416	

  

Test de Moran		
I Moran 2007-2011	28.374	***
I Moran 2007	0.6505	

Códigos de significancia: \*\*\*  $p < 0.001$ ; \*\*  $p < 0.01$ ; \*  $p < 0.05$ . Fuente: DANE, cálculos propios.

En cuando a los coeficientes del capital y trabajo de la función translog, se puede observar que gran parte de ellos son estadísticamente significativos; y presentan el signo adecuado. No obstante, algunos coeficientes asociados al capital presentan signo negativo.

Se calculó entonces la media de la derivada del logaritmo neperiano del valor agregado de cada sector con respecto al logaritmo neperiano del capital del sector, encontrándose un valor positivo en cada uno de ellos, los valores más bajos corresponden a metales (0.056), textiles y prendas de vestir (0.22) y alimentos (0.31), y los más altos a bebidas (1.15) y otros químicos (0.37) Estos resultados muestran que, aunque en cada sector, alguno de los coeficientes correspondientes al capital es negativo; en general, el factor capital es importante en el proceso de producción.

El primer test evalúa si la producción de los diferentes sectores de la industria opera sobre la frontera, en otras palabras, si el componente sistemático y el componente aleatorio de la ineficiencia técnica no son significativos. Si este es el caso el modelo se reduce a una función de respuesta media que puede ser estimada por mínimos cuadrados ordinarios (Puig-Junoy, 2001). Sin embargo, todos los casos, esta hipótesis se rechaza a un nivel de significación del 5%.

**Tabla 3. Textiles y Prendas de Vestir. Estimación de máxima Verosimilitud de la Frontera Estocástica**

TEXTILES Y PRENDAS DE VESTIR				Metales			
Variable	Parámetro	Estimación	Desviación Estándar	Variable	Parámetro	Estimación	Desviación Estándar
<b>Función de producción de frontera</b>				<b>Función de producción de frontera</b>			
Constante	$\alpha$	3,764	0,286 ***	Constante	$\alpha$	3,648	0.5712 ***
$L(Y_{it})$	$\rho$	0,204	0,023 ***	$L(Y_{it})$	$\rho$	0.1343	0.0333 ***
$\ln L_{it}$	$\beta_l$	0,937	0,068 ***	$\ln L_{it}$	$\beta_l$	0.8162	0.1269 ***
$\ln K_{it}$	$\beta_k$	0,019	0,039	$\ln K_{it}$	$\beta_k$	0.1578	0.1004
$(\ln L_{it})^2$	$\beta_{ll}$	0,151	0,020 ***	$(\ln L_{it})^2$	$\beta_{ll}$	0.0797	0.0401 *
$(\ln K_{it})^2$	$\beta_{kk}$	0,061	0,005 ***	$(\ln K_{it})^2$	$\beta_{kk}$	0.0539	0.0101 ***
$\ln L_{it} * \ln K_{it}$	$\beta_{lk}$	-0,086	0,008 ***	$\ln L_{it} * \ln K_{it}$	$\beta_{lk}$	-0.0578	0.0141 ***
$t$	$\beta_t$	-0,180	0,046	$t$	$\beta_t$	0.0562	0.0717
$t^2$	$\beta_{tt}$	0,176	0,012	$t^2$	$\beta_{tt}$	0.0170	0.0161
$t * \ln L_{it}$	$\beta_{lt}$	-0,009	0,007 *	$t * \ln L_{it}$	$\beta_{lt}$	0,0234	0,0142
$t * \ln K_{it}$	$\beta_{kt}$	-0,011	0,005	$t * \ln K_{it}$	$\beta_{kt}$	-0.0227	0,0092 *
<b>Parámetros de Varianza</b>				<b>Parámetros de Varianza</b>			
	$\sigma^2$	2,294	0,168 ***		$\sigma^2$	1,2258	0,1327 ***
	$\gamma$	0,853	0,012 ***		$\gamma$	0,756	0,0287 ***
	$t$	-0,088	0,012 ***		$t$	0,002	0,0217
Observaciones	3470			Observaciones	1631		

Códigos de significancia: \*\*\*  $p < 0.001$ ; \*\*  $p < 0.01$ ; \*  $p < 0.05$ . Fuente: DANE, cálculos propios.



**Tabla 4. Otros Químicos. Estimación de máxima verosimilitud de la frontera estocástica**

Otros Químicos				Metales			
Variable	Parámetro	Estimación	Desviación Estándar	Variable	Parámetro	Estimación	Desviación Estándar
<b>Función de producción de frontera</b>				<b>Función de producción de frontera</b>			
Constante	$\alpha$	4,9390	0.6683	Constante	$\alpha$	3,648	0.5712 ***
$L(Y_{it})$	$\rho$	0.1350	0.0232	$L(Y_{it})$	$\rho$	0.1343	0.0333 ***
$\ln L_{it}$	$\beta_l$	1,5907	0.1578	$\ln L_{it}$	$\beta_l$	0.8162	0.1269 ***
$\ln K_{it}$	$\beta_k$	-0.2557	0.1482	$\ln K_{it}$	$\beta_k$	0.1578	0.1004
$(\ln L_{it})^2$	$\beta_{ll}$	0.2295	0.0344	$(\ln L_{it})^2$	$\beta_{ll}$	0.0797	0.0401 *
$(\ln K_{it})^2$	$\beta_{kk}$	0.1486	0.0199	$(\ln K_{it})^2$	$\beta_{kk}$	0.0539	0.0101 ***
$\ln L_{it} * \ln K_{it}$	$\beta_{lk}$	-0.1984	0.0210	$\ln L_{it} * \ln K_{it}$	$\beta_{lk}$	-0.0578	0.0141 ***
$t$	$\beta_t$	0.0536	0.0647	$t$	$\beta_t$	0.0562	0.0717
$t^2$	$\beta_{tt}$	0.0085	0.0146	$t^2$	$\beta_{tt}$	0.0170	0.0161
$t * \ln L_{it}$	$\beta_{lt}$	0.0163	0.0115	$t * \ln L_{it}$	$\beta_{lt}$	0,0234	0,0142
$t * \ln K_{it}$	$\beta_{kt}$	-0.0134	0.0075	$t * \ln K_{it}$	$\beta_{kt}$	-0.0227	0,0092 *
<b>Parámetros de Varianza</b>				<b>Parámetros de Varianza</b>			
	$\sigma^2$	2,2582	0,2057 ***		$\sigma^2$	1,2258	0,1327 ***
	$\gamma$	0.8697	0.0132 ***		$\gamma$	0,756	0,0287 ***
	$t$	0,0010	0,0124		$t$	0,002	0,0217
Observaciones		1972		Observaciones		1631	
<b>Test de Moran</b>				<b>Test de Moran</b>			
I Moran				I Moran			
2007-2011	11.044	***		2007-2011	22.57	***	
I Moran				I Moran			
2007	0.3911			2007	0.0889		

Códigos de significancia: \*\*\*  $p < 0.001$ ; \*\*  $p < 0.01$ ; \*  $p < 0.05$ . Fuente: DANE, cálculos propios.

La segunda hipótesis indaga sobre la pertinencia o no de incorporar en el modelo el efecto espacial. Se rechaza la hipótesis nula de que el coeficiente que acompaña al término asociado a éste. Y como el coeficiente de autocorrelación espacial es positivo y significativo estadísticamente, para todos los subsectores, refleja un beneficio marginal, en términos de eficiencia, que obtienen las empresas de un sector al entrar al correlacionarse con las demás empresas del sector y el área metropolitana.

La tercera hipótesis indaga sobre la pertinencia de una especificación Cobb-Douglas de la tecnología de producción, la cual es rechazada a un nivel de significación del 5%. Por tanto, existe evidencia empírica en favor del uso de la forma translog como especificación de la función. En el cuarto test se rechaza la hipótesis nula sobre la ausencia de cambio técnico. Dado, que el cambio técnico está presente en el modelo, la hipótesis 5 evalúa si este es neutral. No obstante, en la mayoría de los casos, esta hipótesis también se rechaza.

Es de resaltar el caso particular de la fabricación de metales, donde no se rechaza la hipótesis sobre la presencia de cambio técnico; es decir, no existe evidencia de que haya habido tendencia de cambio en la productividad asociado al cambio técnico, reflejando quizá el hecho que durante el período de estudio este sector sufrió un proceso de estancamiento en la producción.

Las actividades más dispersas corresponden a empresas pertenecientes a industrias tradicionales de pequeña y mediana escala que abastecen mercados locales de bienes consumo, tales como alimentos y bebidas, y a las que se agregan aquellas otras actividades que poseen indicadores medios de concentración que se localizan en las principales áreas metropolitanas del país, grandes e intermedias. Estas actividades corresponden a industrias que aprovechan ventajas que brindan algunas regiones para especializarse de manera independiente o complementaria con otras conexas y son las siguientes: prendas de vestir y otros productos químicos.

Las tablas 5-6 muestran las eficiencias medias, elasticidades, rendimientos de escala para cada año y sector industrial, respectivamente. En general, la mayoría de los

sectores exhiben retornos crecientes de escala, o muy cercanos a la unidad (0.95 o más).

7 .

**Tabla 5. Colombia. Elasticidades factoriales, retornos a escala y eficiencias estimadas. Promedios anuales**

<b>Año</b>	<b>Elasticidad trabajo</b>	<b>Elasticidad capital</b>	<b>Retornos a escala</b>	<b>Eficiencia media</b>
<b>2007</b>	0,715	0,313	1,028	0,427
<b>2008</b>	0,711	0,308	1,019	0,463
<b>2009</b>	0,689	0,316	1,005	0,499
<b>2010</b>	0,686	0,314	0,999	0,535
<b>2011</b>	0,684	0,312	0,996	0,569

Fuente: DANE, cálculos propios

La tabla 5 muestra que, en general, la eficiencia se ha incrementado en el tiempo; mientras que los retornos a escala han permanecido constantes. De igual manera. Se observa que la elasticidad del trabajo ha disminuido levemente en el tiempo, y la del capital ha permanecido prácticamente igual, evidenciando el fenómeno de cambio técnico neutral: favorabilidad del uso de un factor en el sistema de producción.

**Tabla 6. Colombia. Elasticidades factoriales, retornos a escala y eficiencias estimadas. Promedios sector 2007-2011**

<b>Sector</b>	<b>Elasticidad trabajo</b>	<b>Elasticidad capital</b>	<b>Retornos a escala</b>	<b>Eficiencia media</b>
<b>Alimentos</b>	0,846	0,207	1,053	0,466
<b>Bebidas</b>	0,565	0,500	1,065	0,454
<b>Textiles</b>	0,923	0,074	0,996	0,533
<b>Prendas de vestir</b>	0,665	0,321	0,987	0,446
<b>Textiles,Prendas</b>	0,734	0,269	1,003	0,464
<b>Otros químicos</b>	0,534	0,416	0,951	0,391
<b>Metales</b>	0,612	0,400	1,011	0,541
<b>Promedio</b>	0,697	0,312	1,009	0,471

Fuente: DANE, cálculos propios

<sup>7</sup> También se realizaron estimaciones anuales para cada “subsector” de los diferentes sectores. Por ejemplo, para el sector de Alimentos, se realizaron estimaciones para 13 subsectores, según clasificación CIU Rev.2. Es de señalar que se contó con información a nivel de empresa de cada “subsector”.

La tabla 6 muestra la estimación de las elasticidades y la eficiencia media por ramas de actividad. Se observa como las mayores elasticidades del capital se encuentran en sectores tales como metales, bebidas y otros químicos. Por otro lado, las elasticidades del trabajo con niveles más altos corresponden a los sectores de alimentos, textiles y prendas de vestir; sectores que se caracterizan por utilizar en forma intensiva mano de obra. De igual manera, se tiene que la eficiencia media tiende a aumentar en el tiempo (véase tabla 7).

**Tabla 7. Colombia. Evolución de las eficiencias estimadas**

Año	Alimentos	Textiles	Prendas de vestir	Bebidas	Químicos	Metales	Text,Pren	Promedio	PromedioT,P
2007	0,405	0,388	0,422	0,326	0,360	0,538	0,358	0,406	0,398
2008	0,435	0,462	0,435	0,388	0,375	0,540	0,411	0,439	0,430
2009	0,466	0,536	0,446	0,451	0,390	0,541	0,464	0,472	0,462
2010	0,497	0,608	0,460	0,523	0,406	0,542	0,517	0,506	0,497
2011	0,527	0,673	0,473	0,584	0,422	0,543	0,569	0,537	0,529

Fuente: DANE, cálculos propios

Desde el punto de vista teórico, los niveles más elevados de la productividad y eficiencia se obtendrían en las regiones donde se aglomeran los factores con rendimientos crecientes (capital físico y humano). La proximidad geográfica y las externalidades pecuniarias, por concentración de los mercados y los enlaces de demanda, y los efectos de propagación tecnológica (*spillovers*) son fuentes importantes de rendimientos crecientes, contribuyendo al aumento de la productividad y eficiencia, y, por este medio, al crecimiento y a la atracción de capitales y fuerza de trabajo calificada (Herderson, 2000).

Según las tablas 6 y 8 esta predicción de la teoría podría cumplirse en el caso dado los sectores que estamos analizando; pues bien, los más altos niveles de eficiencia se observan en los sectores de textiles (intensivo en mano de obra) y metales; seguidos de alimentos y bebidas (intensivos en recursos naturales). El grueso de la producción de

estos sectores se realiza en los departamentos más avanzados; por ejemplo, Bogotá, Antioquia y Valle (véase tabla 8). Los dos últimos departamentos se caracterizan por su vocación exportadora; lo cual genera presión competitiva, que podría explicar la mayor eficiencia en los mismos.

**Tabla 8. Colombia. Participación de los departamentos en el valor agregado sectorial, 2011**

Alimentos		Bebidas		Textiles	
Departamento	% del valor agregado	Departamento	% del valor agregado	Departamento	% del valor agregado
76	25,88	11	27,76	11	49,16
11	18,46	5	18,75	5	43,65
5	15,21	25	12,99	8	3,21
25	10,71	8	11,95	76	2,12
8	5,46	76	9,37	68	1,05
68	4,27	68	7,26	25	0,69
19	3,95	15	6,36	17	0,12
99	3,81	99	2,08		
17	3,37	13	1,25		
13	2,09	66	0,85		
66	1,97	47	0,81		
73	1,90	73	0,31		
20	1,40	19	0,26		
47	1,11				
63	0,43				

  

Prendas de vestir		Otros químicos		Metales	
Departamento	% del valor agregado	Departamento	% del valor agregado	Departamento	% del valor agregado
5	54,62	11	34,89	11	36,38
11	22,70	76	28,37	5	24,92
76	10,66	5	10,91	76	13,79
66	5,50	8	10,29	25	7,26
68	2,09	25	9,81	19	4,93
73	1,66	19	2,71	17	4,11
17	1,34	13	2,43	8	3,51
8	1,10	17	0,34	13	2,11
99	0,21	66	0,16	68	1,06
63	0,08	68	0,09	66	1,00
25	0,05			99	0,47
				63	0,45

Fuente: DANE, cálculos propios

### Códigos departamentales

Departamento	Código Dane
Antioquia	5
Atlántico	8
Bogotá	11
Bolívar	13
Boyacá	15
Caldas	17
Cauca	19
Cesar	20
Cundinamarca	25
Magdalena	47
Quindío	63
Risaralda	66
Santander	68
Tolima	73
Valle	76
Otros	99

Ahora bien, el crecimiento de la productividad (o PTF) depende de la diferencia entre el aumento de la producción y el aumento de los insumos. De esta manera, la variación de la productividad es una cantidad residual (Fried, Lovell y Schmidt, 2008, p. 8). Como señalan estos autores, los cambios en la productividad pueden ser atribuidos a diferencias en la tecnología, en la escala de producción o a diferencias en la eficiencia. A través de la metodología de descomposición de la PTF propuesta por Kumbhakar, Denny y Fuss (2000) y presentada en el segundo capítulo de este trabajo, es posible estimar las contribuciones de estas tres fuentes a la productividad, utilizando como insumo los resultados de la estimación de un modelo de frontera estocástica.

En la tabla 9 se presenta los resultados de este ejercicio. En general, se observa que el crecimiento de la PTF se debe a la contribución combinada de la eficiencia y el cambio técnico. Por tanto, el incremento podría atribuirse al efecto positivo de la apertura sobre la eficiencia vía una mayor exposición de la industria nacional a la competencia externa.

**Tabla 9. Descomposición de las fuentes de crecimiento de la PTF**

Alimentos					Bebidas				
Año	Cambio técnico	Efectos de Escala	Eficiencia técnica	PTF	Año	Cambio técnico	Efectos de Escala	Eficiencia técnica	PTF
2008	0,0872	0,0017	0,0495	0,1384	2008	-0,0130	-0,0133	0,0833	0,0570
2009	0,0850	-0,0018	0,0542	0,1375	2009	-0,0060	-0,0054	0,0968	0,0855
2010	0,0820	0,0001	0,0590	0,1411	2010	-0,0023	0,0021	0,1080	0,1078
2011	0,0795	-0,0008	0,0638	0,1425	2011	0,0039	0,0021	0,1232	0,1292
Promedio	0,0834	-0,0002	0,0566	0,1399	Promedio	-0,0043	-0,0036	0,1028	0,0949

  

Textiles					Prendas de vestir				
Año	Cambio técnico	Efectos de Escala	Eficiencia técnica	PTF	Año	Cambio técnico	Efectos de Escala	Eficiencia técnica	PTF
2008	0,0924	-0,0034	0,0853	0,1743	2008	0,0530	-0,0007	0,0442	0,0964
2009	0,0872	-0,0064	0,1036	0,1844	2009	0,0776	-0,0007	0,0481	0,1251
2010	0,0843	0,0023	0,1225	0,2091	2010	0,1011	0,0017	0,0521	0,1549
2011	0,0766	0,0063	0,1412	0,2241	2011	0,1249	0,0005	0,0561	0,1814
Promedio	0,0851	-0,0003	0,1132	0,1980	Promedio	0,0891	0,0002	0,0501	0,1394

  

Otros químicos					Metales				
Año	Cambio técnico	Efectos de Escala	Eficiencia técnica	PTF	Año	Cambio técnico	Efectos de Escala	Eficiencia técnica	PTF
2008	0,0038	0,0009	0,00102	0,0057	2008	-0,0419	0,0002	0,0007	-0,0409
2009	0,0050	0,0000	0,00101	0,0060	2009	-0,0246	0,0008	0,0007	-0,0231
2010	0,0128	-0,0036	0,00101	0,0102	2010	-0,0086	0,0014	0,0007	-0,0065
2011	0,0217	-0,0019	0,00101	0,0208	2011	0,0081	0,0022	0,0007	0,0110
Promedio	0,0108	-0,0012	0,00101	0,0107	Promedio	-0,0167	0,0012	0,0007	-0,0149

  

Textiles y Prendas				
Año	Cambio técnico	Efectos de Escala	Eficiencia técnica	PTF
2008	0,0703	-0,0017	0,0682	0,1368
2009	0,0896	-0,0020	0,0786	0,1662
2010	0,1081	0,0022	0,0894	0,1996
2011	0,1266	0,0011	0,1000	0,2278
Promedio	0,0987	-0,0001	0,0840	0,1826

Fuente: DANE, cálculos propios

#### 4. CONSIDERACIONES FINALES

Los estudios acerca de la estimación de un modelo de producción de frontera estocástica en Colombia tienen algunas limitaciones relacionadas con la estimación de funciones de producción neoclásicas y algunas hipótesis restrictivas que descartan las fricciones que

experimentan los mercados reales, fricciones que impiden la materialización del ideal de mercados competitivos, en los cuales la economía siempre está sobre su potencial. Los modelos de frontera estocástica reconocen precisamente estas fricciones, y tratan de evaluar su magnitud a través de la medición de la ineficiencia (o grado en el cual la producción observada se aleja de su nivel óptimo).

La evidencia empírica sugiere que la autocorrelación espacial es relevante en el modelo de producción de frontera estocástica. En efecto, se observa que en los 6 sectores industriales analizados el coeficiente espacial es positivo y estadísticamente significativo. Lo cual refleja un beneficio marginal, en términos de eficiencia, que obtienen las empresas al correlacionarse con las demás firmas de los sectores y área metropolitana.

Además, los resultados de este trabajo muestran que los sectores analizados se encuentran localizados en los departamentos que tradicionalmente han concentrado la industria en Colombia; en el caso de Bogotá, y su área metropolitana, Antioquia y Valle; por ejemplo, las dos primeras regiones tienen una mayor participación del valor agregado total de sectores tales como: bebidas (47%), textiles (93%), prendas de vestir (80%) y metales (60 %); mientras que el departamento del valle tiene la mayor participación en la actividad de alimentos (26 %), y otros productos químicos (30 %). Todo indica que la mayor eficiencia de los sectores textiles, metales y bebidas y, en general, el incremento de la eficiencia en todos los sectores analizados, conduce a que la industria allí no se relocalice en otras regiones y no presente una tendencia hacia la reversión de la polarización.

La evidencia empírica sugiere pues que desde la implementación de las políticas de apertura comercial no ha habido un cambio sustancial en la distribución regional de la industria, o a un cambio en la tendencia actual caracterizada por la primacía y la polarización. En vez de debilitarse, éstas se han fortalecido al ampliarse aún más el radio de acción de Bogotá sobre los departamentos vecinos, arrastrando o contribuyendo con su crecimiento.



## 5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Affuso, Ermanno (2010). "Spatial Autoregressive Stochastic Frontier Analysis: an applicatoin to an impact evaluation study." *Working Paper*, Auburn University.

Aigner, J. y Chu, S. (1968). "On Estimating the Industry Production Function." *American Economic Review*, Vol. 58, No. 4, pp. 826-839.

Anselin, L., & Bera, A. (1998). *Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics*. New York: Marcel Dekker.

Anselin, L. (2001). *Spatial econometrics*. En: A companion to theoretical econometrics, ed. Baltagi, Oxford: Basil Blackwell; pp. 310-330.

Anselin, L., Gallo, J., & Jayet, H. (2008). Spatial Panel Econometrics. En S. L. Mátyás, *The Econometrics of Panel Data* (págs. 625-660). Berlin Heidelberg: Springer.

Arbia, G. (2006). *Spatial Econometrics*. Springer-Verlag.

Barrios, Erniel (2008) . "Spatial Autorregresive Stochastic Frontier Model." *Working Paper*, University of the Philippines Diliman.

Battese, George y Coelli, Tim (1992). "Frontier production functions, technical efficiency and panel data: with application to paddy farmers in India." *The Journal of Productivity Analisis*, Vol. 3, pp. 153-169.

Battese, George y Coelli, Tim (1995). A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data. *Empirical Economics*, No. 20, pp. 325-332.

Kumbhakar, Subal; Denny, M. y Fuss, M. (2000). "Estimation and decomposition of productivity change when production is not efficient: a panel data approach." *Econometric Reviews*, Vol. 19, No. 9, pp. 425-460.

Puig-Junoy, Jaume (2001). "Technical inefficiency and public capital in U.S. states: a stochastic frontier approach." *Journal of Regional Science*, Vol. 41, No. 1, pp. 75-96.