

**LA PRODUCTIVIDAD Y LA EFICIENCIA EMPRENDEDORA  
MACROECONÓMICA Y SUS FACTORES EXPLICATIVOS BAJO DIFERENTES  
APROXIMACIONES NO PARAMÉTRICAS: NUEVAS EVIDENCIAS 2004-2015**

**PRODUCTIVITY AND MACROECONOMIC ENTREPRENEURSHIP EFFICIENCY  
AND ITS EXPLANATORY FACTORS UNDER DIFFERENT NON-PARAMETRIC  
APPROACHES: NEW EVIDENCE 2004-2015**

Erika Astrid Reina Pardo<sup>1</sup>  
Ricardo Alexander Apolinar Cárdenas<sup>2</sup>  
Rafael Ospina Infante<sup>3</sup>

**Resumen**

Este trabajo plantea un doble objetivo: 1) la posible inclusión del emprendimiento como un input en el proceso productivo, por medio de diferentes aproximaciones no paramétricas, en un panel incompleto de 51 países, y analizar la productividad total de los factores y 2) determinar los factores explicativos de la eficiencia. Los principales resultados revelan que el emprendimiento se puede considerar un input del proceso productivo. Los resultados de la productividad confirman un claro proceso de convergencia de los países analizados. La libertad del índice de negocios y el índice de desarrollo humano son factores explicativos de la eficiencia.

**Palabras clave:** Emprendimiento (TEA), eficiencia, productividad, País

**Abstract**

This paper has a twofold objective: 1) the possible inclusion of entrepreneurship as an input into the productive process, by means of different nonparametric approximations, in an incomplete panel of 51 countries, and to analyze the total productivity of the factors and 2) to determine the factors that explain efficiency. The main results reveal that the entrepreneurship can be considered an input to the productive process. The productivity results confirm a clear process of convergence of the countries analyzed. The freedom of the business index and the human development index are factors that explain efficiency.

**Keywords:** Entrepreneurship (TEA), efficiency, productivity, Country

Recepción: 2 de junio de 2020 / Evaluación: 20 de agosto de 2020 / Aprobado: 10 de octubre de 2020

---

<sup>1</sup> Economista. Esp. Gerencia de la Pequeña y Mediana Empresa. Maestrante en Administración -MBA de la Universidad Santo Tomás. Docente de tiempo completo de la Universidad Santo Tomás, sede Villavicencio. Correo: [erikareina@usantotomas.edu.co](mailto:erikareina@usantotomas.edu.co) ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4718-8568>

<sup>2</sup> Economista. Magíster en Ciencias Económicas. PhD © en Ciencias Económicas de la Pontificia Universidad Javeriana. Docente de tiempo completo de la Universidad de los Llanos. Correo: [rapolinar@unillanos.edu.co](mailto:rapolinar@unillanos.edu.co) ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8706-3228>

<sup>3</sup> Administrador de Empresas. Magíster en Mercado. Maestrante en MBA de la Universidad de Los Llanos. Docente de tiempo completo de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Los Llanos. Correo: [rafaelospinainfante@unillanos.edu.co](mailto:rafaelospinainfante@unillanos.edu.co) ORCID:

## **Introducción**

La sociedad es cada día más consciente de la responsabilidad que las organizaciones empresariales tiene en relación a los aspectos económicos, de allí que el emprendimiento es uno de los puntos que traen desarrollo social (Daza, Vilorio y Mirand, 2018; Cardona, Lamadrid y Brito, 2018). Ante ello, existe una importante evolución de trabajos que abordan las implicaciones del emprendimiento, las características institucionales de los países en el crecimiento económico y en el bienestar. Autores como Du y O'Connor (2018) mencionan las dificultades de interpretar teóricamente como los emprendedores pueden influenciar las características económicas a nivel país. Desde las aportaciones de Solow (1957) es posible acceder a una abundante literatura que aborda los procesos de convergencia desde los países en vías de desarrollo a los desarrollados. Generalmente estos procesos de convergencia son atribuidos a las diferentes dotaciones de capital, el progreso tecnológico que tiene su influencia en la mejora de la productividad de un país. La literatura que aborda esta temática, lo hace bajo diferentes perspectivas, tanto desde los diferentes enfoques multidisciplinarios, como la información tratada o la metodología utilizada. La mayor parte de los trabajos utilizan funciones de producción o de crecimiento (véase De Jorge-Moreno, 2017). Recientemente autores como (Anokhin et al 2011; Lafuente et al, 2016; Du y O'Connor, 2018) han utilizado, metodologías no paramétricas al análisis y en algún caso, como será mencionado más adelante, han incorporado al emprendimiento como un factor relevante en el proceso productivo a nivel macroeconómico

Este trabajo tiene un doble objetivo; el primero es determinar la posibilidad de incluir como un input, al emprendimiento al estimar la eficiencia y la productividad a nivel país en una frontera mundial. El segundo es determinar la relación causal entre la eficiencia y sus factores determinantes, en términos institucionales y de innovación social. En relación con el primer objetivo, recientemente autores como De Jorge-Moreno (2017) incorpora al emprendimiento, como un input, medido a través del TEA (Total Entrepreneurial Activity) en un modelo de frontera estocástico. Una diferencia sustancial respecto a este trabajo es la utilización de métodos no paramétricos de análisis envolvente de datos DEA (Data Envelopment Analysis). Así mismo Lafuente, Szerb y Acs (2016) incluyen igualmente al emprendimiento, como un input, medido a través del GEDI (Global Entrepreneurship and Development Index), utilizando métodos no paramétricos. Aunque el planteamiento que sigue este trabajo está en línea con estos últimos autores, existen dos diferencias a considerar, que suponen nuevas aportaciones; la utilización de un panel de doce años (2004-2015) frente a un corte transversal y la utilización de diferentes metodologías no paramétricas (DEA tradicional y regresión truncada, aproximación de doble etapa Simar y Wilson 2007 y Order- $m$  y regresión), buscando la robustez en los resultados.

El trabajo se organiza de la forma siguiente. En la sección segunda se abordan las bases de datos y metodologías utilizadas. En la sección tercera se presentan los principales resultados del trabajo. Finalmente, la sección cuarta recoge las conclusiones.

## **Metodología**

### **Datos**

La base de datos se compone de un panel incompleto de 51 países en el espacio de 2004-2015 a partir de los datos del Global Entrepreneurship Monitor (GEM), Indicadores del Banco Mundial (WDI) e indicadores del Economic Freedom (IEF). El output y los inputs considerados en este trabajo, se encuentra dentro de la literatura empírica que trata del emprendimiento y el crecimiento económico utilizado, entre otros, por Audretsch et al. (2008); Colino et al. (2014); Acs et al. (2012); Urbano y Aparicio (2016); De Jorge-Moreno (2017).

El output, como variable dependiente, es el producto interior bruto (PIB), en dólares USA constantes 2010. Los inputs son: la formación bruta de capital (FBC), relativo a los activos fijos y desembolsos más los cambios netos sobre el nivel de inventarios, los consumos totales del gobierno (CG) y la fuerza laboral (L), relacionada con la población activa, es decir, personas mayores de 15 años en las actividades de la producción de bienes y servicios. Al objeto de conseguir el objetivo propuesto de analizar la posible incorporación de un input vinculado al proceso productivo, se incorpora al análisis, un indicador de la actividad emprendedora conocido como el TEA (Total Entrepreneurial Activity). Dicho indicador calcula en términos porcentuales los adultos (18 a 64 años) que están participando en la generación de empresas en un determinado territorio. De esta manera, se plantea que el emprendimiento está integrado por las iniciativas empresariales, sociales y comerciales, vinculando el autoempleo, siempre y cuando no superen los 3,5 años de vida y cuando la persona forme parte del capital (GEM, 2015). En la tabla 1 se muestra la estadística descriptiva de los inputs y output de los 51 países en el periodo analizado

Tabla 1. Estadística descriptiva de los valores medios (2004-2015) output e inputs utilizados

<u>Variables</u>	<u>Media</u>	<u>Desv.</u>	<u>Mínimo</u>	<u>Máximo</u>
<i>Output</i>				
PIB	929145	2090700	8512	16340090
<i>Inputs</i>				
Fuerza laboral (FL)	43.6	126	0.168	810
Formación bruta de capital	226080	482000	1800	3100000
Consumos totales (CT)	271000	594067	33	5747600
Tasa de emprendimiento	10.38	7.03	1.50	40.3

Fuente: Banco Mundial y GEM. PIB, FBC, CT expresados en millones de dólares a precios PPP 2010

## Metodologías

### *DEA y Malmquist*

Du y O'Connor (2018) argumentan la conveniencia de utilizar metodologías no paramétricas, dado que las paramétricas se encuentran asociadas a la imposición de la forma funcional, los supuestos de la distribución de los términos de la ineficiencia, donde se consideran variables que capturan el espíritu emprendedor u otro tipo de variables institucionales. En este trabajo se abordan diferentes metodologías de estimación no paramétrica de la eficiencia, el análisis envolvente de datos (DEA por sus siglas en inglés) por medio del cual se estima la productividad total de los factores, los índices de Malmquist (en adelante MALM).

Siguiendo lo establecido por Farrell (1957), el nivel de eficiencia está establecido por la diferencia entre el máximo producto técnicamente alcanzable y el producto realmente obtenido, de manera que, para estimar niveles de ineficiencia, es fundamental determinar la frontera tecnológica de producción. Como se sabe, la estimación no paramétrica no es requisito especificar la forma funcional para la tecnología, lo que implica una gran flexibilidad. En esta propuesta, la base fundamental son los índices de productividad, Färe et al. (1994). La estimación del cambio productivo y técnico a partir de dos períodos de tiempo se establece a través de MALM. En esta investigación se utiliza MALM a partir del output, siguiendo el

trabajo de Salinas-Jiménez (2003). Así mismo, el índice de productividad anterior puede dividirse, en progreso técnico y cambios en el nivel de eficiencia, lo anterior permitirá analizar qué parte del aumento en productividad se relaciona con base a cada uno de los factores.

Para determinar los índices de productividad anteriormente establecidos, se asume la posibilidad de definir la tecnología de producción  $S_t$ , para cada instante de tiempo,  $t(t=1, \dots, T)$  así:

$$S_t = \{(X_t, Y_t): X_t \text{ puede producir } Y_t\} \quad [1]$$

Donde  $X_t$ , e  $Y_t$  están representados por un vector de inputs (entradas) y al vector de outputs (salidas), respectivamente. Se establece que la tecnología de producción asume ciertos teoremas (ver Shephard 1970 y Färe 1988) a partir de las cuales se define la función de distancia en el período  $t$  así:

$$D_0^t(X^t, Y^t) = \inf\{\theta: (X^t, Y^t / \theta) \in S^t\} \quad [2]$$

A partir de esta ecuación 2, podemos definir de forma completa la tecnología de producción  $(X^t, Y^t / \theta) \in S^t$  sí, y sólo si,  $D_0^t(X^t, Y^t) \leq 1$ .

Siguiendo los estudios de Caves et al., (1982), relacionamos los inputs y los outputs de un período de tiempo determinado  $t$ ,  $(X_t, Y_t)$ , con la tecnología de producción del período siguiente,  $S_{t+1}$ , siendo posible definir qué:

$$D_0^{t+1}(X^t, Y^t) = \inf\{\theta: (X^t, Y^t / \theta) \in S^{t+1}\} \quad [3]$$

De forma análoga, es posible definir; en este caso, el vector de inputs-outputs del período  $t+1$  se compara con la tecnología de producción del período anterior. La ilustración del MALM, de acuerdo con Grosskopf (1993) queda representada en la ecuación 4.

$$M_0^{t+1}(Y^{t+1}, X^{t+1}, Y^t, X^t) = \left[ \frac{D_0^t(X^{t+1}, Y^{t+1})}{D_0^t(X^t, Y^t)} \times \frac{D_0^{t+1}(X^{t+1}, Y^{t+1})}{D_0^{t+1}(X^t, Y^t)} \right]^{1/2} \quad [4]$$

El índice de productividad está definido a partir de la media geométrica de dos índices de productividad como puede apreciarse. El primero considera como tecnología inicial la correspondiente al año  $t$ , y el segundo desarrolla como tecnología la establecida al año  $t+1$ .

Reescribiendo el índice establecido en [4]:

$$M_0^{t+1}(Y^{t+1}, X^{t+1}, Y^t, X^t) = \frac{D_0^{t+1}(X^{t+1}, Y^{t+1})}{D_0^t(X^t, Y^t)} \left[ \frac{D_0^t(X^{t+1}, Y^{t+1})}{D_0^{t+1}(X^{t+1}, Y^{t+1})} \times \frac{D_0^{t+1}(X^t, Y^t)}{D_0^{t+1}(X^t, Y^t)} \right]^{1/2}$$

$$o, \quad MALM = CEF \times PT \quad [5]$$

donde CEF representa el cambio en los niveles de eficiencia:

$$CEF = \frac{D_0^{t+1}(X^{t+1}, Y^{t+1})}{D_0^t(X^t, Y^t)} \quad [6]$$

Y  $P$  toma los cambios en los niveles de productividad compensados al progreso tecnológico:

$$PT = \left[ \frac{D_0^t(X^{t+1}, Y^{t+1})}{D_0^{t+1}(X^{t+1}, Y^{t+1})} \times \frac{D_0^{t+1}(X^t, Y^t)}{D_0^t(X^t, Y^t)} \right]^{1/2} \quad [7]$$

Para estimar la función [7], no es preciso suponer ninguna forma funcional a los datos, de igual forma no se asume ningún supuesto a la distribución del término de ineficiencia. La frontera de producción puede estimarse mediante el análisis envolvente de datos DEA, propuesto por Charnes et al., (1978) basado en el trabajo de Malmquist (1953). En este punto se establece la existencia de rendimientos de escala (ver Salinas-Jiménez (2003) y considerando la orientación output (Färe y Lovell, 1978; Du y O'Connor 2018), la función podría estimarse resolviendo:

$$D_0^t(X^t, Y^t) = \max_{\phi, \lambda} \phi \quad [8]$$

$$\text{Sujeto a: } -\phi y_i + Y_t \lambda \geq 0$$

$$X_{i,t} - X_t \lambda \geq 0$$

$$\lambda \geq 0$$

De forma análoga a la ecuación 8, se definiría el problema en  $t+1$ .

Generalmente se consideran dos aproximaciones en el cálculo de los MALM (Grifell-Tatjé y Lovell, 1996). El primero se refiere al cálculo para cada uno de los pares de años adyacentes desde  $t, t+1$  a  $T-1, T$  (para  $t=1, \dots, T$ ). Alternativamente, pueden obtenerse los valores de la productividad de cada año relativo al mismo año base (por ejemplo, para  $t$  relativo a  $s, t+1$  relativo a  $s$ , y sucesivamente  $T$  relativo a  $s$ ). Así mismo pueden obtenerse los cálculos entre subperiodos cambiando las referencias del año base y final. Estos dos últimos métodos son los empleados en este trabajo.

Se consideran rendimientos variables de escala (VRS), dado que se asume que no todos los países en la frontera mundial operan a la escala óptima (para mayor detalle ver Coelli et al. 2002). Además, como mencionan Galadera y Silvapulle (2002) VRS son menos sensibles a las especificaciones erróneas del modelo. No obstante, se ha aplicado el procedimiento bootstrap de Badunenko y Mozharovski (2016), rechazándose la hipótesis nula de rendimientos constantes, a favor de VRS.

#### *Propuestas estocásticas:*

Al objeto de evitar algunas de las críticas imputadas a las medidas tradicionales DEA (por ejemplo, ver, Henderson y Zelenyuk, 2004; Daraio y Simar 2006), en este trabajo se abordan dos propuestas, la primera debida a Simar y Wilson (1998, 2000, 2007) donde se introducen técnicas bootstrapping en el contexto DEA. Sus métodos se basan en estimaciones consistentes de la frontera de producción, así como sus correspondientes errores estándar e intervalos de confianza. Como es conocido la idea del bootstrap es simular repetidamente el proceso de generación de datos, utilizando técnicas de remuestreo y aplicar DEA a cada muestra simulada de manera que los índices de eficiencia obtenidos imitan la distribución de muestreo de los

originales índices de eficiencia. De acuerdo con las sugerencias de Simar y Wilson (2011), se aplica el algoritmo II.

En relación con la segunda propuesta estocástica y al objeto de ahorrar espacio resumiremos el proceso de la metodología del análisis de la eficiencia denominada *order-m* (Cazals et al., 2002). Se propone un vector de inputs y outputs  $x_c=(x_{c1}, x_{c2}...x_{ci}...x_{cI})$  e  $y_c=(y_{c1}, y_{c2},...y_{cj}...y_{cJ})$  respectivamente (en nuestro caso  $y_c=(y_{c1})$ ). En ellos, los valores enteros del vector de actividad están definidos por  $\lambda=(\lambda_1, \lambda_2,...,\lambda_c)$  y el parámetro de eficiencia se define como un  $\alpha$ , el planteamiento del problema de programación lineal con orientación output se plantea de la siguiente manera;

$$\begin{aligned} & \max \alpha_c, \\ & (\alpha_c \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_c) \\ x_{c,i} - \sum_{s=1}^c \lambda_s x_{s,i} & \geq 0, \quad i = 1, \dots, I \\ \sum_{s=1}^c \lambda_s y_{s,j} - \alpha_c y_{c,j} & \geq 0, \quad j = 1, \dots, J \\ \sum_{s=1}^c \lambda_s & = 1, \\ \lambda_s & \in (0,1), \quad s = 1 \dots S \end{aligned} \quad [9]$$

En cada variable país  $c$  incluido en el programa 9 se enmarca otro país en la muestra con superior rendimiento (en concreto países con  $\lambda_s=1$ ), y de igual manera se establece el aumento de output necesario para llegar a la frontera no convexa ( $\alpha_c > 1$ ), para lo cual  $(1 - \alpha_c)$  representa el aumento proporcional de la cantidad de output.

Considerando un valor entero mayor a cero fijo para  $m$ , una cantidad de input ( $x_{c,i}$ ) y output ( $y_{c,j}$ ) el pronóstico define el nivel esperado máximo de  $m$  variables aleatorias ( $y_{1,j}, \dots, y_{m,j}$ ) que evidencian una distribución condicional de la matriz de output teniendo como referente la condición que establece que  $y_{m,j} > y_{c,j}$ .

En sentido estricto, el algoritmo *orden-m* desarrollado es programado a partir de cuatro pasos:

- 1) Dado un nivel de  $y_{c,j}$ , se estima una muestra aleatoria de dimensión  $m$ .
- 2) Corre el programa 2 y se estima  $\bar{\alpha}_c$
- 3) Se repite el paso 1 y 2  $n$  veces, con el fin de obtener  $\beta$  parámetros de eficiencia  $\bar{\alpha}_c^b$  ( $b = 1, 2, \dots, n$ ).  $B$  se escoge entre 200-2000.
- 4) Se determina la media aritmética de  $B$  muestras como

$$\alpha_c^m = \frac{\sum_{b=1}^{\beta} \bar{\alpha}_c^b}{\beta}$$

A modo de resumen los criterios temporales con las diferentes técnicas serán los siguientes que muestra la tabla 2.

Tabla 2. Metodologías y criterios temporales utilizados

Criterio temporal	Nº de fronteras	Años	Metodología
Intertemporal	1	2004-2015	DEA B; DEA Trad;
Contemporáneo	12	2004, 2005,...,2015	DEA B; DEA Trad;
Tasa Cto.	11	2004/05. ....2004/15	Malmquist
Windows	3	2004/07. 2008/11.	Malmquist
Contemporáneo	11	2004/05....2014/15	Malmquist

Fuente: elaboración propia. DEA\_B= DEA con bootstrap; DEA\_Trad=DEA tradicional

Una vez obtenida la *eficiencia*  $\Theta_{DEA} \Phi_{DEA_b} \alpha_{order-m}$ , por cada una de las metodologías para cada país, en una segunda etapa se aplicaría un análisis de segunda etapa tomando como inicio el de un vector  $z = (z_1, z_2, \dots, z_L)$  de las siguientes variables individuales que muestra la tabla 3 de cada país; el índice de corrupción (IC) como factor informal y el índice de libertad de negocios (ILN) como factor formal y el Índice de Desarrollo Humano (IDH) elaborado por el PNUD (Programa de la Naciones Unidas para el Desarrollo), en este caso dicho índice no está relacionado con la producción pero afecta al proceso de productivo, estos índices se han recopilado del Index of Economic Freedom que han sido previamente utilizados recientemente por De Jorge-Moreno (2017) entre otros. Se estimarán modelos de regresión truncada, método Simar y Wilson (2007), en adelante SW y regresiones por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), como muestra la ecuación 10.

$$(\Theta_{DEA} \Phi_{DEA_b} \alpha_{order-m}) = f(Z_i, \beta_i) + \varepsilon_i \quad [10]$$

Tabla 3. Estadística descriptiva de los valores medios (2004-2015) de las variables de segunda etapa.

Variables	Media	Desv.	Mínimo	Máximo
Índice de libertad de negocios	74.56	14.55	35.5	100
Índice de corrupción (IC)	55.52	23.49	10	37
Índice de desarrollo humano	0.81	0.09	0.43	0.94

Fuente: PNUD, Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo

## Resultados

En esta sección, se aborda en primer lugar, en la subsección 3.1 la contribución del emprendimiento como input a la eficiencia de los países seleccionados. En segundo lugar, en la subsección 3.2 se estima la eficiencia por las tres metodologías descritas; DEA Trad, planteamiento de SW y estimaciones *order-m*. Estos resultados se realizan con planteamientos contemporáneos y de forma intertemporal, como fue comentado. En la subsección 3.3 se muestran los principales resultados de la segunda etapa con cada metodología.

### Contribución del emprendimiento como input

Antes de dar paso al análisis de la eficiencia se analiza en esta subsección que la inclusión del emprendimiento no afecta a la propia especificación del modelo estimado. Como es sabido una incorrecta elección de variables, conlleva un alto impacto negativo en las estimaciones de la eficiencia. Además, dado que los métodos DEA tienen un enfoque no paramétrico, el potencial de discriminación tiende a disminuir ante incrementos en la dimensionalidad del espacio de producción. Todo lo mencionado, se ve comprometido con mayor intensidad, si el tamaño muestral es relativamente pequeño (Iñiguez et al, 2016). Como mencionan Prado y García-Sánchez (2007) de acuerdo con (Roll et al, 1989) es posible determinar qué modelo DEA tiene mayor poder de discriminación, considerando los siguientes parámetros:

- i) *poder de distinción*: analizar la desviación de cada modelo estimado, para determinar la mejor distinción entre países.
- ii) *claridad de distinción*: posición máxima que puede establecerse al ordenar los resultados.

- iii) *estimación de ineficiencias*: valores medios de la ineficiencia estimada por cada modelo.
- iv) *consistencia*: Número medio de veces ( $T_j$ ) que él país fue clasificado por los otros modelos en la misma clase de eficiencia como modelo  $j$  en una estratificación de resultados en diferentes clases de ineficiencia.  $T_j$  se calcula como  $T_j = 1/n \sum_{i=1}^n t_{ij}$ . Con esta medición, la intención es encontrar un modelo con soluciones más robustas, en el sentido de que la clasificación de eficiencia resultante es la que más se acerca a los resultados de los otros modelos.

Los resultados que se muestran en la tabla 4, considerando las estimaciones intertemporales (mayor tamaño muestral) del DEA tradicional y Order- $m$  (modelos con mayores diferencias metodológicas). En ambas metodologías, la inclusión del TEA como input se justifica por los cuatro parámetros analizados.

Tabla 4. Evaluación de modelos según metodologías

	DEA Tradicional		Order- $m$	
	Sin TEA	Con TEA	Sin TEA	Con TEA
Poder de distinción	0.186	0.189	0.734	1.136
Claridad de	6	10	6	12
Ineficiencia media	0.568	0.647	1.211	1.402
<b>Consistencia</b>	<b>7.01</b>	<b>11.02</b>	<b>10.02</b>	<b>16.02</b>

Fuente: elaboración propia

A modo de complemento a los resultados obtenidos, autores como Nataraja y Johnson (2011) recopilan una excelente guía de métodos para determinar el impacto de la inclusión o no de inputs en el modelo no paramétrico. De acuerdo a Ruggiero (2005), se estimaron los modelos DEA tradicional y order- $m$ , contemporáneos e intertemporal, sin incluir el TEA, después se estimaron las regresiones considerando la eficiencia previamente estimada frente al TEA, la significación del coeficiente del TEA y el signo eran los adecuados, considerando los diferentes criterios de la interpretación de las puntuaciones que proporcionan estas metodologías (con DEA los países son más eficientes a medida que se acercan al valor 1, donde se encontrarían en la frontera, mientras que en el caso de order- $m$ , la interpretación es al contrario, considerando que pueden existir valores superiores a 1). Siguiendo la propuesta de Adler y Golany (2002), otra forma de elección sería, la obtención de nuevas variables a las originales por medio de la técnica de componentes principales que ofrece información sobre el poder discriminatorio de las estimaciones DEA. En este caso los valores de la varianza explicada sin y con TEA aumentaban del 82.31% al 88.35% respectivamente, considerando valores superiores a 1 del eigenvalor.

## Medición de la eficiencia y la productividad

### *Eficiencia*

De acuerdo (Färe et al. 1994; Boussemart et al. 2003; Mahlberg y Sahoo 2011; Anokhin et al. 2011; Lafuente et al. 2016; Du y O'Connor 2018; Lafuente et al. 2019) se define la especificación del modelo DEA para una frontera mundial constituida por un panel incompleto de 51 países en el periodo 2004-2015, como fue comentado.

Los resultados de las estimaciones según metodologías (DEA\_Trad; DEA\_B; Order- $m$ ) y diferentes criterios temporales o fronteras de referencia, se muestran en la tabla 5 y figura 1. Los países analizados muestran elevados niveles de ineficiencia, con independencia de las



metodologías utilizadas y el criterio temporal. Considerando, la media y el criterio temporal contemporáneo, dado el nivel de inputs considerados, el margen de mejora dada la orientación output, es del 30,7% y 50,6% en caso de las metodologías DEA Trad y DEA\_B respectivamente. En el caso de la metodología Order- $m$ , el nivel de ineficiencia se ve reflejado en un 1.538, por encima de la frontera (=1).

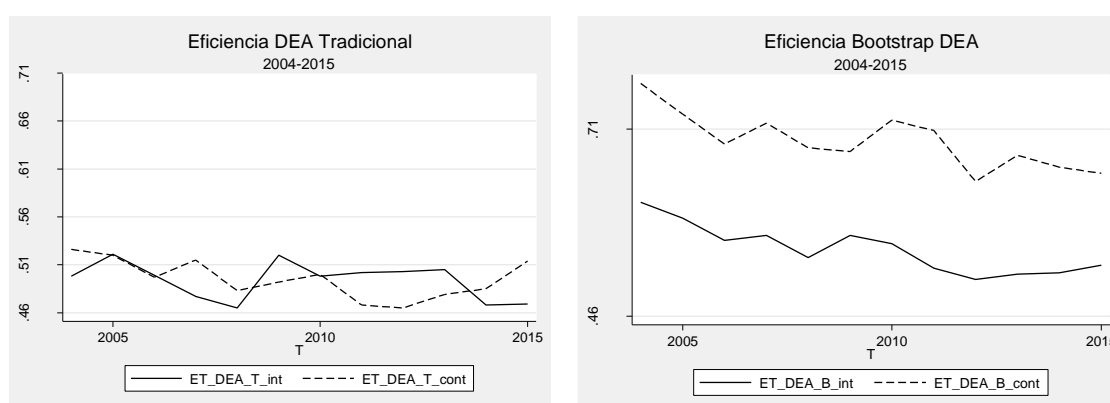
Dado que, entre las diferencias de considerar el criterio temporal, se encuentra el tamaño de la muestra o número de observaciones (países, el valor de cada país es el valor medio de las doce observaciones presentes en la muestra) estimados en cada frontera, la metodología DEA trad, es la más sensible a este efecto, por su característica determinista. No obstante, con order- $m$  también existen diferencias. Con esta técnica la elección de valor de  $m$  es importante dada la sensibilidad a cambios en este parámetro en función del tamaño muestral. Por ello se han seguido las recomendaciones de Tauchman (2012). La figura 1, muestra la tendencia decreciente (creciente con order- $m$ ) de la eficiencia en el periodo de análisis, donde las diferencias temporales y de metodologías es evidente.

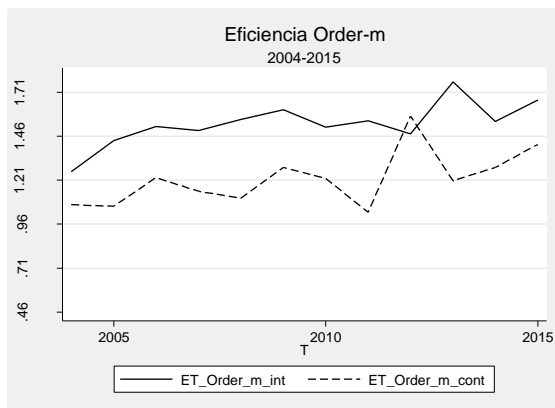
Tabla5. Índices de eficiencia según metodología y criterio temporal

	DEA_Trad.		DEA_Boost		Order-m	
	Contempo.	Intertempo.	Contempo.	Intertempo.	Contempo.	Intertempo.
2004	0.771	0.612	0.526	0.498	1.071	1.259
2005	0.730	0.591	0.520	0.521	1.062	1.436
2006	0.690	0.561	0.497	0.499	1.225	1.516
2007	0.718	0.568	0.515	0.477	1.147	1.493
2008	0.685	0.538	0.483	0.465	1.108	1.556
2009	0.680	0.568	0.492	0.520	1.283	1.612
2010	0.722	0.557	0.500	0.498	1.221	1.512
2011	0.708	0.524	0.468	0.502	1.028	1.549
2012	0.640	0.509	0.465	0.503	1.576	1.474
2013	0.675	0.516	0.479	0.505	1.207	1.769
2014	0.659	0.518	0.485	0.468	1.283	1.544
2015	0.651	0.528	0.514	0.469	1.414	1.667
Media	0.693	0.547	0.494	0.493	1.214	1.538

Fuente: elaboración propia

Figura 1. Trayectorias de la eficiencia según metodología y criterio temporal

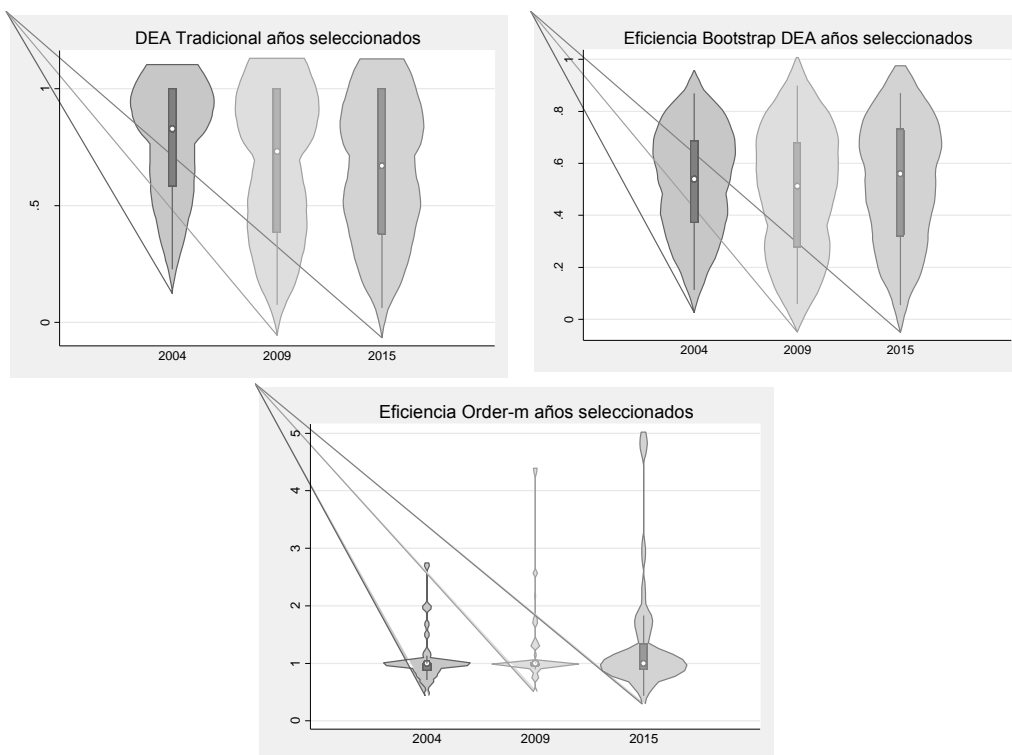




Fuente: elaboración propia; ET\_DEA\_T\_cont= DEA Tradicional contemporáneo; ET\_DEA\_T\_int= DEA Tradicional intertemporal

A modo de complemento los gráficos violín de la figura 2, muestran las importantes diferencias de la distribución de la eficiencia según años seleccionados (2004, 2009, 2015). De forma evidente, la distribución de la eficiencia con DEA Trad muestra el truncamiento de los valores de la eficiencia que pertenecen a la frontera ( $\Theta=1$ ). En el caso de DEA\_B, este efecto se mitiga por la naturaleza de la técnica. No obstante, la dispersión de la distribución es similar entre ambas metodologías DEA, las modas capturadas por las distribuciones kernel exteriores al gráfico son algo diferentes. La metodología order-*m* es completamente diferente, en la distribución de la eficiencia a las dos anteriores. Los valores superiores a 1, son los niveles de la ineficiencia, como fue comentado, mientras que los valores inferiores son observaciones súper eficientes.

Figura 2. Gráficos violín de la eficiencia según metodologías y años



Fuente: elaboración propia

En la tabla 6 se muestran los valores promedios del cálculo de la eficiencia para todo el periodo de forma desagregada por países y metodologías.

Tabla 6. Eficiencia media según metodología y criterio temporal

País	Intertemporal 2004-2015			Contemporáneo 2004-2015		
	DEA	Trad	Order-	DEA	Trad	Order-
ARG	0.502	0.439	1.153	0.436	0.524	0.982
BEL	0.398	0.758	0.997	0.690	0.973	0.943
BRA	0.577	0.701	0.784	0.647	0.765	0.723
CHI	0.622	0.400	1.118	0.370	0.434	0.918
CHL	0.507	0.281	2.205	0.272	0.338	1.662
COL	0.487	0.322	1.730	0.297	0.367	1.329
CRO	0.589	0.208	5.984	0.200	0.619	1.866
DEN	0.516	0.614	1.000	0.543	0.840	1.047
FIN	0.580	0.436	1.351	0.434	0.693	1.048
FRA	0.434	0.827	0.924	0.778	0.938	0.906
GER	0.501	0.899	0.906	0.810	0.947	0.984
GRE	0.467	0.470	1.411	0.418	0.638	1.223
HUN	0.497	0.324	2.672	0.309	0.484	1.797
IRL	0.532	0.485	1.511	0.438	0.609	1.129
ISR	0.493	0.344	1.888	0.357	0.544	1.256
ITA	0.705	0.896	0.904	0.822	0.979	0.906
JAM	0.402	0.755	0.999	0.614	0.567	1.489
JAP	0.433	0.945	0.928	0.756	0.995	0.894
LAT	0.535	0.295	1.009	0.266	0.833	0.980
MEX	0.542	0.619	0.765	0.592	0.708	0.721
NET	0.431	0.692	0.841	0.661	0.817	0.856
NOR	0.431	0.648	1.050	0.577	0.801	1.078
PER	0.512	0.217	3.243	0.244	0.303	2.214
RUS	0.594	0.709	0.934	0.669	0.913	0.934
SAF	0.505	0.942	1.044	0.692	0.922	1.644
SLO	0.437	0.072	6.384	0.116	0.375	3.673
SPA	0.457	0.621	0.746	0.592	0.729	0.849
SWE	0.530	0.993	1.000	0.770	1	1
SWI	0.492	0.645	0.919	0.612	0.832	0.932
UNK	0.458	0.894	0.727	0.773	0.980	0.751
URU	0.397	0.177	0.993	0.221	0.544	0.951
USA	0.511	0.962	0.436	0.808	0.968	0.479
AUS	0.569	0.568	0.795	0.522	0.659	0.763
CAN	0.547	0.668	0.648	0.638	0.763	0.643
ECU	0.522	0.201	4.854	0.196	0.290	2.968
GUA	0.419	0.544	0.993	0.502	0.779	0.999
ICE	0.386	0.975	1.000	0.657	0.941	0.986
IND	0.497	0.454	1.358	0.421	0.506	0.953
IRAN	0.469	0.315	1.573	0.308	0.351	1.334
KOR	0.521	0.497	1.115	0.474	0.537	0.968
MAL	0.405	0.351	1.393	0.331	0.621	1.250
PAN	0.589	0.165	3.710	0.149	0.396	2.848
POL	0.486	0.493	0.968	0.476	0.567	0.880
POR	0.462	0.427	1.526	0.396	0.619	1.233
RUM	0.421	0.281	1.895	0.262	0.561	1.713
SIN	0.475	0.333	1.896	0.309	0.413	1.456
THA	0.514	0.347	1.373	0.340	0.410	1.193
TT	0.518	0.480	1.002	0.416	0.945	1.005
TUR	0.517	0.594	0.820	0.554	0.708	0.849
UGA	0.514	0.256	1.324	0.252	0.364	1.001
Media	0.493	0.547	1.538	0.494	0.693	1.214

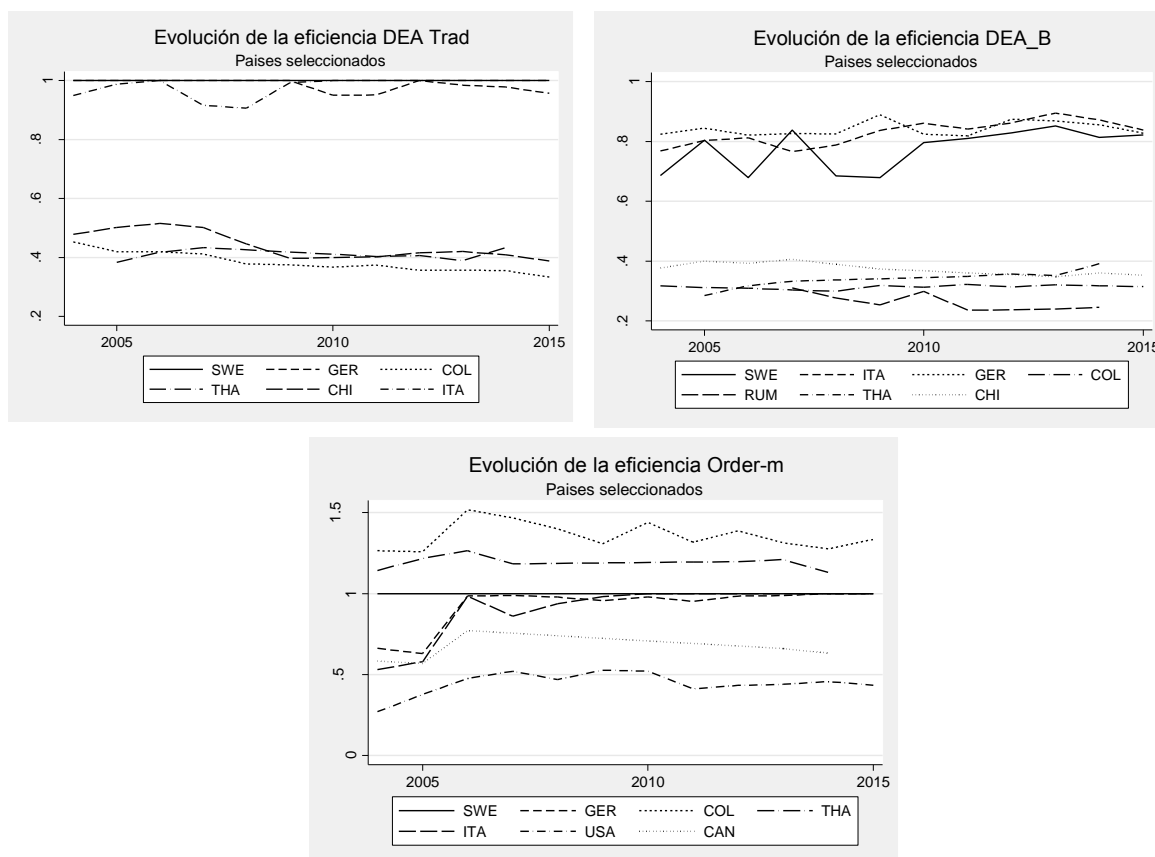
Fuente: elaboración propia

Con criterio intertemporal; con el método DEA Trad, Suecia (SWE) e Islandia (ICE) muestran los valores más elevados de eficiencia con 0.993 y 0.975 respectivamente; con Order-*m*, Suecia (SWE), Islandia (ICE) y Dinamarca (DEN) definen la frontera ( $\Phi=1$ ), siendo super eficientes entre otros, USA o Canadá (CAN); con DEA\_B, Italia (ITA) y China (CHI) son los más eficientes con 0.705 y 0.622 respectivamente.

Con criterio contemporáneo; con el método DEA Trad Suecia (SWE) es frontera durante todo el periodo ( $\Theta=1$ ), al igual que con order-*m* ( $\Phi=1$ ), siendo super eficientes entre otros, USA o Canadá (CAN) con DEA\_B, Italia (ITA) y Alemania (GER) son los países más eficientes con valores de 0.822 y 0.810 respectivamente.

En la figura 2.1 se muestra la evolución temporal de la eficiencia contemporánea de un grupo de países seleccionados que definen los intervalos máximo y mínimo de los valores a lo largo del tiempo. Nótese que para el caso DEA Trad y DEA\_B los límites del eje y (eficiencia) se encuentran acotados a 1, mientras que en el caso de Order-*m* superan este valor, indicando que, por encima del mismo, aparece la zona de ineficiencia.

Figura 2.1 evolución temporal de la eficiencia contemporánea (países seleccionados)



Fuente: elaboración propia

## Productividad

Como fue comentado en la tabla 3, en este trabajo se realizan diferentes estimaciones de MALM considerando diferentes criterios temporales. Los primeros resultados se refieren al planteamiento Windows en subperiodos que muestra la tabla 7.

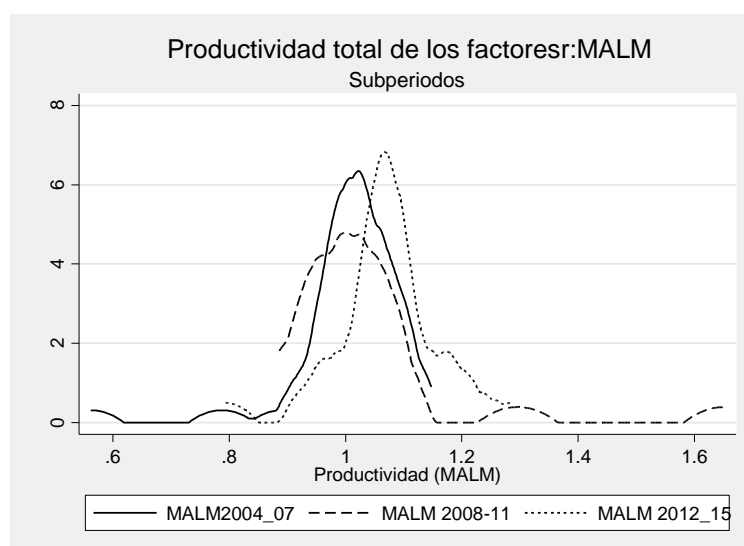
Tabla 7. Resultados de la productividad total de los factores y sus componentes

	Nº países	MALM	CEF	PT
2004-2007	43	1.025	0.962	1.066
2008-2011	28	0.940	1.027	0.910
2012-2015	27	1.076	0.972	1.109

Fuente: elaboración propia

Durante el subperiodo precrisis (2004-2007) se producen un incremento de MALM del 2,5% como consecuencia del incremento de PT del 6,6% frente a la disminución de CEF en un -3,8%, es decir los países se alejan de la frontera. En el periodo de crisis MALM decrece en un -6%, CEF aumenta en un 2,7% los países se acercan a la frontera (efecto *catching-up*) y se reduce el PT en un -9%. La regresión de PT implica la necesidad de utilizar mayores cantidades de *inputs* para producir la misma cantidad de *output*. Esto puede originarse, por la incorporación lenta de los avances tecnológicos aparecidos a nivel mundial. En el caso de la existencia de plena disposición tecnológica, la argumentación podría relacionarse con una gestión no eficiente, poco racional en la toma de decisiones o presencia de costes de ajuste que no permitan tomar tales decisiones. El último tramo 2012-2015 MALM experimenta un crecimiento del 7,6% consecuencia de un aumento del 10,9% en PT y una caída de CEF del -2,8%. La figura 3, muestra las distribuciones kernels de MALM según subperiodos. Como puede apreciarse, la distribución kernel MALM 2012\_15 se encuentra desplazada por delante de MALM\_2004\_07, indicando mejoras en MALM. Sin embargo, MALM 2008\_11, se muestra dentro de la distribución de MALM 2008\_11, excepto para valores elevados, los países empeoran.

Figura 3. Evolución de la productividad MALM según intervalos

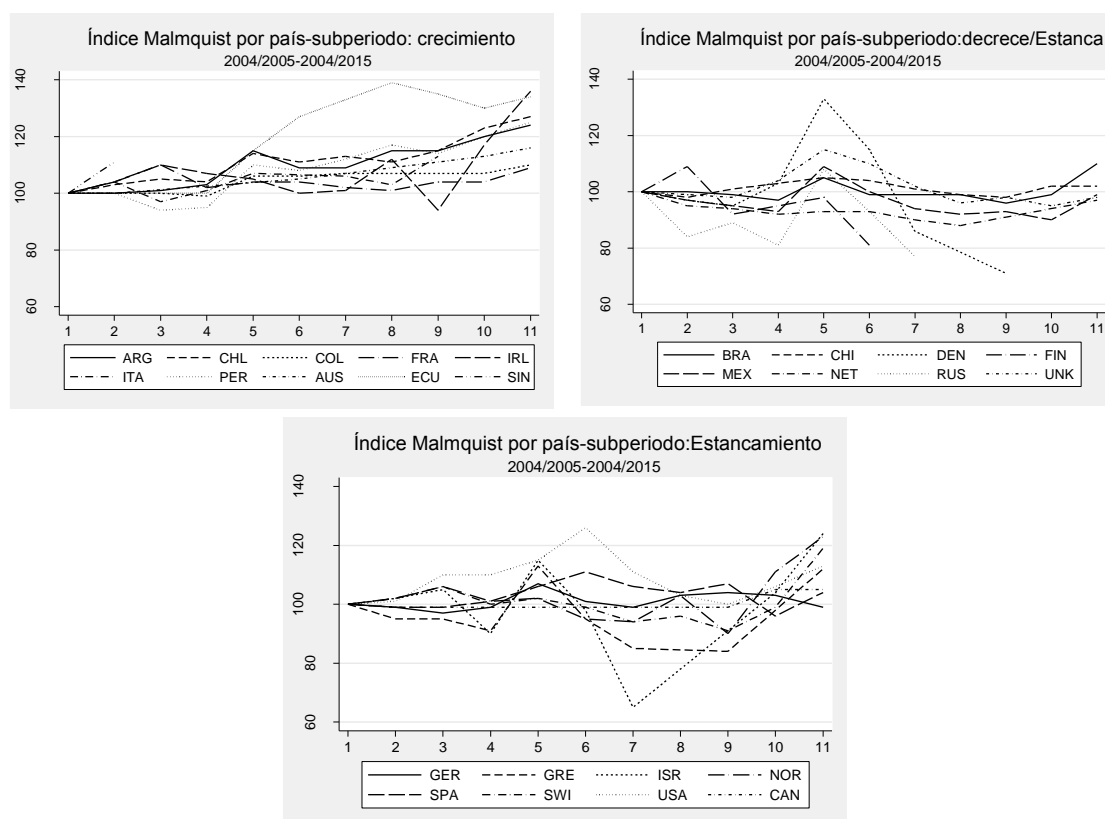


Fuente: elaboración propia

En los gráficos de la figura 4 se muestra la evolución de MALM según tres patrones diferentes. En el gráfico de la izquierda se aprecian los países que experimentan tendencias

crecientes de MALM entre los dos subperiodos 2004/05 y 2004/2015 inicial y final tomando como referencia el año base inicial 2004. En el gráfico del centro aparecen los países, que muestran una trayectoria de estancamiento o que han disminuido su productividad en algún subperiodo, Finalmente el grafico de la derecha, los que tienen tendencia decreciente en la mayor parte de los subperiodos.

Figura 4. Evolución de la productividad MALM como tasa de crecimiento.



Fuente: elaboración propia

Un análisis pormenorizado por subperiodos, considerando el porcentaje de países que experimentan ganancias de productividad ( $MALM > 1$ ), se muestra en la tabla 8. Los resultados obtenidos indica como mejoran en general todos los países, entre el 2004/05-2004/10 y 2004/14-2004/15 (columna 2). Comparando las columnas 3; 4; y 5, las ganancias en MALM suelen ser consecuencia de PT ( $PT > 1$  &  $CEF < 1$ ), seguido por crecimientos tanto de PT como CEF ( $CT > 1$  &  $CEF > 1$ ) y finalmente por aumentos en CEF ( $CT < 1$  &  $CEF > 1$ ).

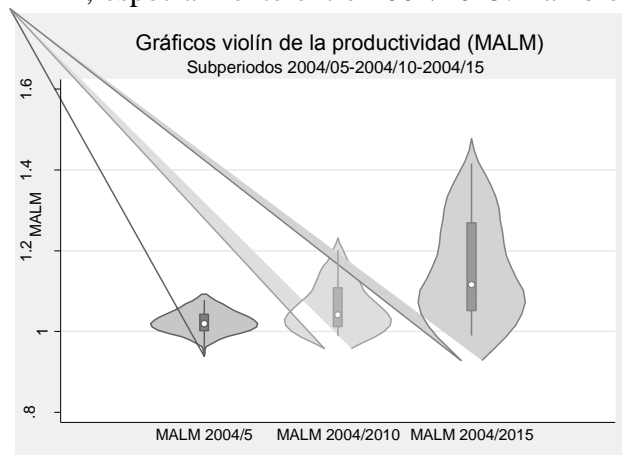
Tabla 8. Crecimiento de la productividad (MALM) y sus factores explicativos

Subperiodo	MALM > 1	CT > 1 &	CT > 1 &	CT < 1 &
2004/05	71	25	60	15
2004/06	78	11	83	6
2004/07	42	40	60	0
2004/08	73	27	73	0
2004/09	100	19	81	0
2004/10	79	27	73	0
2004/11	50	25	75	0
2004/12	62	25	75	0
2004/13	47	14	86	0

2004/14	77	20	80	0
2004/15	93	14	86	0

Fuente: elaboración propia

Finaliza este subapartado de MALM, analizando la distribución de la eficiencia y los procesos de convergencia. La figura 5 muestra los gráficos violín de MALM por subperíodos. A medida que el periodo de análisis se aleja del año base, se aprecian incrementos importantes de MALM, especialmente entre 2004/2015. También se aprecia en los kernels exteriores dos



modas o grupo de países, en función de la velocidad de convergencia, con mayos énfasis en el último subperíodo.

Figura 5. Gráficos violín de la productividad (MALM) por subperíodos

Fuente: elaboración propia

Una forma sencilla de estudiar procesos de movilidad/persistencia de la productividad entre dos o más momentos del tiempo ( $t=2004/05$ ;  $t+n=2009/10$ ;  $t+k=2014/15$ ) es por medio de la utilización de kernels estocásticos (Quah, 1997; Stokey y Lucas, 1989), que puede estimarse a partir de la obtención de la función de densidad de la distribución en un período determinado,  $t+k=2015$ , la cual está determinada a los valores a un período anterior,  $t=2004$ ; en este sentido, se realizó la estimación no paramétrica de la función de densidad conjunta de la distribución en los diferentes momentos en  $t$  y  $t+k$ .

En los gráficos tridimensionales, el eje  $X$  está representado por los valores MALM en 2004/05, el eje  $Y$  o eje de las ordenadas representa los valores MALM once subperíodos después, en otras palabras 2004/2015; por otro lado, el eje  $Z$  está representado por la densidad o función de probabilidad condicionada para cada valor en el espacio  $X$ - $Y$ . Las líneas paralelas al periodo 2004/15 evidencian la probabilidad de pasar desde un punto en el eje  $X$  a otro punto en el eje de las ordenadas o eje  $Y$ .

La forma de interpretar los resultados es la siguiente; i) si la masa probabilística (o núcleos de contorno) se sitúan a lo largo de la recta diagonal positiva el nivel de movilidad es pequeño (persistencia), ii) si la masa probabilística (o núcleos de contorno) se sitúan fuera de la diagonal, por encima de esta (hacia el eje  $t+k$ ) o por debajo (hacia el eje  $t$ ), se han producido, procesos de convergencia o divergencia respectivamente, es decir, movilidad.

La figura 6, muestra como la masa probabilística de MALM entre los subperiodos 2004/05 y 2014/15, se encuentra desplazada de la diagonal. Una manera sencilla de interpretación se evidencia en el diagrama de contorno, parte derecha superior de la figura. Como puede comprobarse aparecen dos núcleos, uno principal donde se encuentran la mayor parte de los países, sobre la diagonal desplazado hacia  $t+k$ , indicando convergencia o mejoras, y un segundo nodo de países que claramente experimentan procesos de convergencia, de un grupo más reducido de países. En las figuras de contorno de la parte inferior se observan las transiciones entre subperiodos.

Figura 6. Kernel estocástico y diagramas de contorno

Kernel estocástico

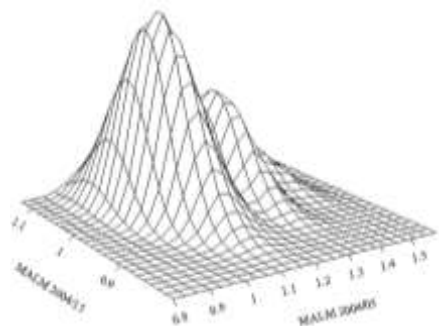
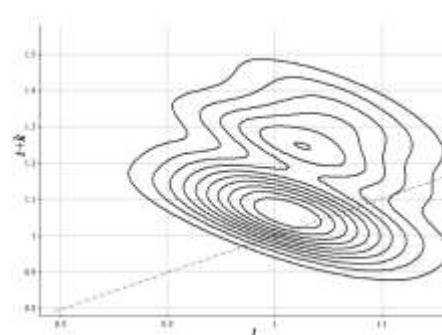
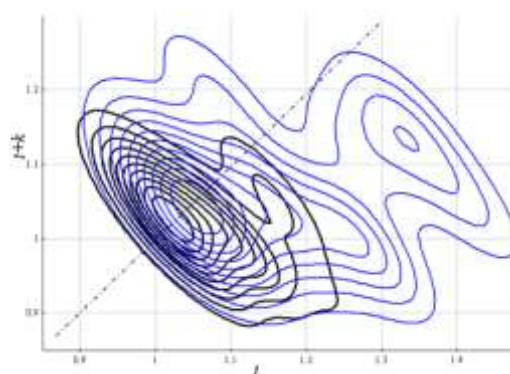


Diagrama de contorno 2004/5-2004/15



Diagramas de contorno superpuestos 2004/5-2004/10(negro) y 2004/10-2004/15(azul)

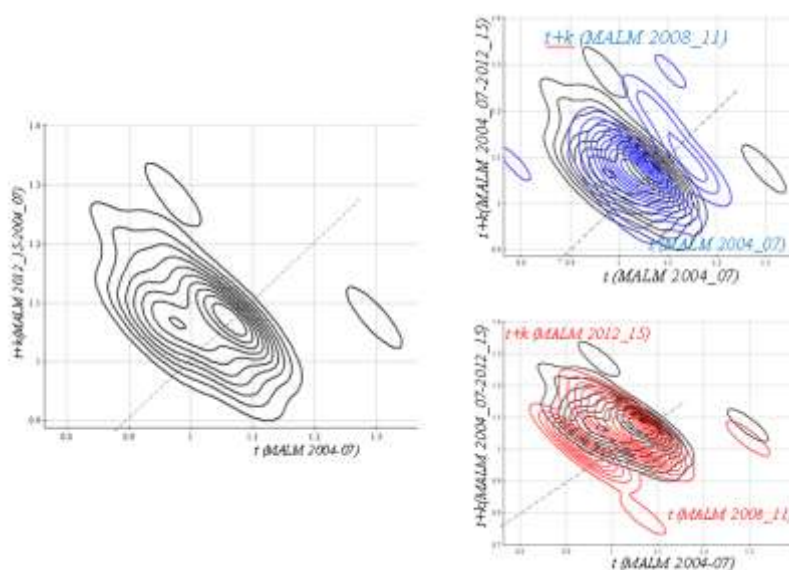


Fuente: elaboración propia

En caso de los kernels estocásticos referidos a los periodos anteriores y posteriores a la crisis, nosotros podemos ver procesos de bimodalidad (dos núcleos) en la zona inferior (convergen algunos de los países que se encuentran en las zonas de productividad) como muestra la figura 6.1



Figura 6.1 Diagramas de contorno criterio cada cuatro años



Fuente: elaboración propia

## Segunda etapa

Una vez estimada la eficiencia, en esta sección por medio de la ecuación 11, se determinan los factores explicativos de la eficiencia definidos en la sección 2. En la tabla 9, se muestran los seis modelos estimados, según metodologías y criterio temporal.

$$(\Theta_{DEA} \Phi_{DEA_b} \alpha_{order-m}) = \alpha + \beta_1 IC + \beta_2 LN + \beta_3 IDH + \beta_4 IDH^2 + \sum_{t=1}^{12} \beta_5 D_t + \varepsilon_i \quad [11]$$

Tabla 9. Factores explicativos de la eficiencia según modelos

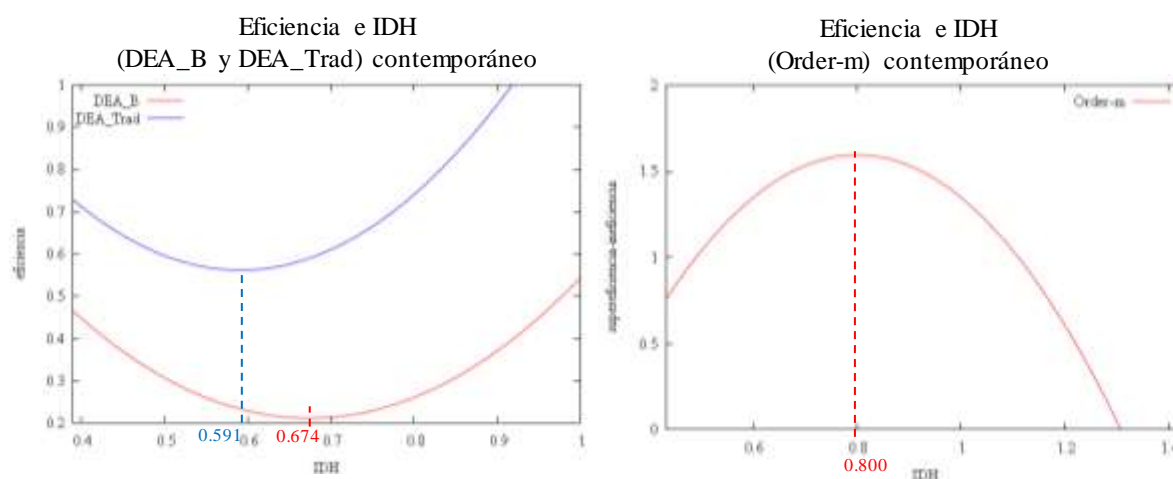
<i>Contemporáneo</i>	Método			DEA			Order-		
	Coef. Est.	t	Sig	Coef.	t	Sig	Coef.	t	Sig
Constante	1.640	2.73	***	2.000	-0.9		-2.372	-	
Índice de corrupción(IC)	-0.001	-		-0.001	-0.9		-0.004	-1.1	
Índice libertad de negocios(LN)	0.003	3.69	***	-3.0E-04	-0.24		-0.004	-	
Índice desarrollo humano(IDH)	-4.236	-	***	-4.864	-2.92	***	9.904	1.88	*
Índice de desarrollo	3.139	2.94	***	4.111	3.23	**	-6.184	-	*
Dummies temporales	si			si			si		
Log likelihood	70.480			62.180					
R2							0.019		

N° observaciones	501		340		526		
<i>Intertemporal</i>							
Constante	0.785	1.21	2.277	3.33 ***	-3.883	-	
Índice de corrupción(IC)	-0.001	1.49	0.000	-0.26	-0.007	-	
Índice de libertad de	2.80E-05	0.02	0.003	2.56 ***	-0.018	- ***	
Índice de desarrollo	-0.894	-	-6.200	-3.41 ***	16.609	2.16 **	
Índice de desarrollo	0.797	0.68	4.546	3.65 ***	-9.336	- *	
Dummies temporales	no		no		no		
Log likelihood	2.730		39.23				
R2					0.06		
N° observaciones	504		469		504		

Fuente: elaboración propia

En el caso del planteamiento contemporáneo, modelos de la parte superior de la tabla, el valor positivo y estadísticamente significativo del parámetro de ILN ( $\beta_1=0.003$ ;  $p<0.01$ ) del modelo SW indica que la mayor libertad de negocios se relaciona con mayores niveles de eficiencia. Los parámetros de IDH y IDH<sup>2</sup> positivo y negativo respectiva y estadísticamente significativos ( $\beta_3=-4.236$ ,  $\beta_4=3.139$ ;  $p<0.01$ ) muestran un comportamiento curvilíneo (U invertida) en la relación entre eficiencia y desarrollo humano. EL valor mínimo de la curva (0.67) indica que la mayor parte de los países se encuentra en la zona creciente de la curva (IDH<sub>10%</sub> =0.70; IDH<sub>50%</sub>=0.825). Los modelos, DEA Trad y order-*m* (inversa dadas las características de la distribución), encuentra esta misma relación mencionada, aunque la significación de los parámetros del modelo con orden-*m* es débil ( $p<0.10$ ). Los resultados relativos a los modelos con planteamientos de criterio intertemporal, tienden a reforzar los resultados ya mencionados, con la salvedad del modelo con SW. La figura 7 muestra las trayectorias.

Figura 7. Eficiencia e IDH según modelos



Fuente: elaboración propia

## Conclusiones

Este trabajo se plantea un doble objetivo, por un lado, la posible inclusión del emprendimiento como un input en el proceso productivo, medido a través de la tasa de emprendimiento (TEA) por medio de diferentes aproximaciones no paramétricas (DEA tradicional, doble bootstrap DEA y Order-*m*), en un panel incompleto de 51 países en el periodo 2004-2015. Por otro lado, analiza la productividad total de los factores, a partir de la

consideración del input validado con los outputs tradicionales en la literatura, por medio de los Índices Malmquist, considerando estos, como medidas asociadas al año base inicial (tasa de crecimiento), y como Windows cada cuatro años. Finalmente se utiliza la segunda etapa, por medio de variables explicativas independientes del proceso productivo.

Los principales resultados revelan que el emprendimiento se puede considerar un input del proceso productivo por las tres metodologías propuestas considerando un amplio periodo temporal. Los resultados de MALM confirman un claro proceso de convergencia de los países analizados y la principal influencia de progreso tecnológico como factor influyente, frente al cambio de eficiencia. Finalmente, la libertad del índice de negocios (ILN) está relacionado con mayores niveles de eficiencia, mientras que el índice de desarrollo humano (IDH) muestra una relación curvilínea en forma de U, donde la mayor parte de países se sitúa en la zona creciente, confirmando la relación positiva entre ambas magnitudes.

Entre las limitaciones y posibles extensiones, que pueden considerarse en este trabajo, se encuentran los problemas inherentes a la reducción de tamaño muestral, dado que la ausencia del TEA condiciona la estructura resultante en cada año. En este sentido, el TEA se relaciona inversamente con el crecimiento económico, una extensión a este trabajo se relacionaría con la utilización de un índice alternativo. Autores como (Lafuente et al. 2016) mencionan que el GEDI (Global Entrepreneurship and Development Index (GEDI) ofrece algunas ventajas como por ejemplo su configuración en base a catorce factores a nivel individual que definen el ecosistema emprendedor de los países. A modo de complemento, se han comparado los resultados de la eficiencia para el año 2010 con estos dos índices como input (anexo I) según metodologías, y las estimaciones de eficiencia muestran diferencias considerables, que deberían ser tenidas en cuenta en futuros trabajos. Así mismo, la utilización del índice de progreso social (IPS), construido a partir de cincuenta indicadores en base a tres dimensiones como variable explicativa y comparar los resultados con el IDH. Igualmente se muestra (anexo II) una comparación entre ambos índices para los años 2014 y 2015 y a pesar de su alta correlación, merece la pena explorar este campo.

### Referencias bibliográficas

- Acs, Z. J., Audretsch, D. B., Braunerhjelm P., and Carlsson B. (2012): "Growth and entrepreneurship", *Small Business Economics*, 39, 289-300.
- Adler, N., Golany, B. (2002): "Including principal component, weights to improve discrimination in data envelopment analysis", *The Journal of the Operational Research Society*, 53 (9), 985-991.
- Audretsch, D. Bönte, W. and Keilbach, M. (2008): "Entrepreneurship capital and its impact on knowledge diffusion and economic performance", *Journal of Business Venturing*, 23(6) 687-698.
- Banker RD, Charners A and WW Cooper. (1984): "Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data envelopment analysis", *Management Science*, 30, 1078-1092.
- Badunenko, O and Mozharovski, P. (2016): "Nonparametric frontier analysis using Stata", *The Stata Journal*, 6(3), 550-589.
- Caves, W., Christensen, L.R., and Diewert, W.E. (1982): "The economic theory of index numbers and the measurement of input, output and productivity", *Econometrica*, 50, 1393-1414.
- Cazals C, Florens JP and Simar L. (2002): "Nonparametric frontier estimation: a robust approach", *Journal of Econometrics*, 106, 1-25.
- Cardona Arbelaez, D., Lamadrid Villarreal, J., & Brito Carrillo, C. (2018). La gestión y dirección del talento humano desde el análisis sobre clima organizacional y sus

- dimensiones. Un estudio de caso. *Aglala*, 9(1), 154-176.  
<https://doi.org/10.22519/22157360.1185>
- Charnes A, Cooper WW and Rhodes E. (1978): "Measuring the efficiency of decision making units", *European Journal Operation Research*, 2, 429-444.
- Coelli TJ, Prasada R and Battese G. (2002): "An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis", *London: Kluwer Academic Publishers*.
- Colino, A., Benito-Osorio, D., y Rueda-Armengot, C. (2014).: 2Entrepreneurship Culture, Total Factor Productivity Growth and Technical Progress: Patterns of Convergence Towards the Technological Frontier", *Technological forecasting y social change*, 88(1), 349-359.
- Daraio C and Simar L. (2006): "A robust nonparametric approach to evaluate and explain the performance of mutual funds", *European Journal Operation Research*, 175, 516-542.
- Daza Corredor, A., Vilorio Escobar, J., & Miranda Terraza, L. (2018). De la responsabilidad social empresarial (RSE) a la creación de valor compartido (CVC): una reflexión crítica sobre los dos conceptos. *Aglala*, 9(1), 263-285.  
<http://revistas.curnvirtual.edu.co/index.php/aglala/article/view/1193>
- De Jorge-Moreno. J. (2017): "Influencia del emprendimiento sobre el crecimiento económico y la eficiencia: Importancia de la calidad institucional y la innovación social desde una perspectiva internacional", *Revista de Economía Mundial*, 46, 137-162.
- Du, K and O'Connor, A. (2018): "Entrepreneurship and advancing national level economic efficiency", *Small Business Economic*, 50, 91-111.
- Färe R, Grosskopf G, Norris M, Zhang Z. (1994): "Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries", *American Economic Review*, 84(1), 66-83.
- Galadera, D. and Silvapulle P. (2003): "Experimental evidence on robustness of data envelopment analysis", *Journal Operational Research Society*, 54, 654-660.
- Grifell-Tatjé E, Lovell CAK. (1995): "A note on the Malmquist productivity index", *Econ Lett*, 47, 169-175.
- Färe, R., Grosskopf, S. and Weber, W. L. (1989): "Measuring School District Performance", *Public Finance Quarterly*, 17(4), 409-428.
- Farrell, M. (1957).: "The Measurement of Productive Efficiency", *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 120, 253-281.
- Henderson D and Zelenyuk V. (2004): "Testing for catching-up: statistical analysis of DEA efficiency estimates", Discussion Paper 0431 of Institute of Statistics, University Catholique de Louvain, Belgium.
- Iñiguez, P., Arburua, M., Gallardo, J.M., Ferreyra, E.L., Negro, F., Iñiguez, A. (2016): "Selección de variables mediante técnicas multicriterio, un estudio de eficiencia de muestra pequeña", *Investigación Operativa*, 40, 43-60
- Lafuente, E., Szerb, L and Acs, Z. (2016): "Country level efficiency and national systems of entrepreneurship: a data envelopment analysis approach", *Journal of Technological Transfer*, 41, 1260-1283.
- Lafuente, E., Leiva, J.C., Moreno-Gómez, J., Szerb, L.(2019a): "A non-parametric analysis of competitiveness efficiency: The relevance of firm size and the configuration of competitive pillars", *Business Research Quarterly*. In press, doi: 10.1016/j.brq.2019.02.002
- Lafuente, E., Acs, Z., Sanders, M., Szerb, L. (2019b): "The global technology frontier: productivity growth and the relevance of Kirznerian and Schumpeterian entrepreneurship. *Small Business Economics*", In press, doi:10.1007/s11187-019-00140-1

- Malmquist, S. (1953): "Index numbers and indifference surfaces", *Trabajos de Estadística*, 4, 209–242.
- Nataraja, N.R and Johnson, A.L. (2011): "Guidelines for using variable selection techniques in data envelopment analysis", *European Journal Operations Research*, 215(3), 662-669.
- Niebles Núñez, L., De La Ossa Guerra, S. J., & González Martínez, K. D. (2019). Gestión humana en pymes: herramientas para organizaciones altamente efectivas. *Aglala*, 10(2), 111-121. <http://revistas.curnvirtual.edu.co/index.php/aglala/article/view/1437>
- Quah, D. (1997): "Empirics for growth and distribution: stratification, polarization, and convergence clubs", *Journal of Economic Growth*, 2, 27–59.
- Salinas-Jiménez, M. M. (2003): "Technological change, efficiency gains and capital accumulation in labour productivity growth and convergence: an application to the Spanish regions", *Applied Economics*, 35, 1839-1851.
- Stokey, N. L. and Lucas, R. E. (1989): "Recursive methods in economic dynamics", Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts.
- Tauchmann, H. (2012): Partial frontier efficiency analysis. *The Stata Journal*, 12(3), 461-478.
- Prado, J.M and García-Sánchez, I.M. (2007): "Efficiency evaluation in municipal services: an application to the street lighting service in Spain", *Journal Productivity Analysis*, 27, 149-162.
- Roll Y, Golany B and Serousy D. (1989): "Measuring the efficiency of maintenance units in the Israeli Air Force", *European Journal of Operational Research*, 43, 136-142.
- Shephard, R. W. (1970): "Theory of Cost and Production Functions", Princeton University Press, Princeton, NJ.
- Simar L and Wilson PW, (1998): "Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models", *Management Science*, 44, 49-61.
- Simar L and Wilson P.W. (2000): "Statistical inference in nonparametric frontier models: The state of the art", *Journal of Productivity Analysis*, 13, 49-78.
- Simar, L., & Wilson, P.W. (2007): Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, 136(1), 31–64.
- Simar, L., & Wilson, P.W. (2011): "Two-stage dea: caveat emptor", *Journal of Productivity Analysis*, 36(2), 205-211
- Urbano, D., y Aparicio, S. (2007): "Entrepreneurship Capital Types and Econ Growth: International Evidence", *Technological Forecasting y Social Change*, 102, 34–44.

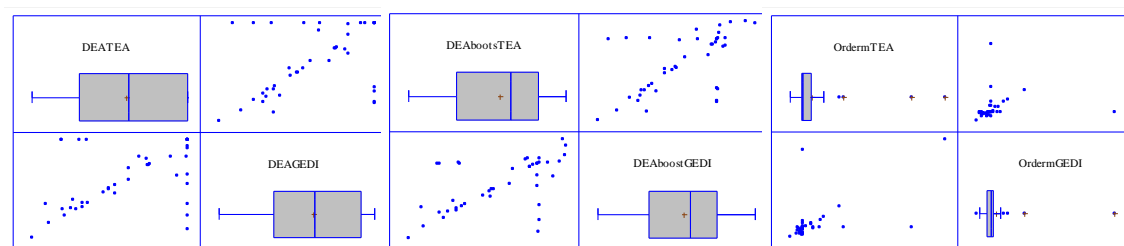
## Anexos

### Anexo I

	DEA_T	DEA_GE	DEA_B_T	DEA_B_GE	Orderm_T	Orderm_GE
Promedio	0.640	0.638	0.520	0.529	1.342	1.224
Desviació	0.311	0.283	0.232	0.219	1.115	1.197
Coef. de	48.56%	44.29%	44.70%	41.50%	83.08%	97.81%
Mínimo	0.075	0.069	0.065	0.062	0.496	0.394
Máximo	1	1	0.851	0.913	6.551	6.635
Coef. de		0.444		0.589		0.576
P_valor		0.003		0.000		0.000

Fuente: elaboración propia

DEA_TEA vs DEA_GEDI	DEA_B_TEA vs DEA_B_GEDI	Orderm_TEA vs Orderm_GEDI
---------------------	----------------------------	------------------------------



Ranking de eficiencia con DEA Trad y Order-*m*  
(orden descendente mayor a menor eficiencia)

País	DEATEA	DEAGEDI	País	OrdermTEA	OrdermGEDI
BEL	1	0.674	USA	0.497	0.394
CRO	1	0.153	KOR	0.760	0.614
DEN	1	0.578	CHI	0.769	0.995
GER	1	0.919	MEX	0.776	0.828
JAP	1	0.944	BRA	0.827	0.921
RUS	1	1	UNK	0.858	0.621
SAF	1	1	NET	0.881	0.702
UNK	1	1	TUR	0.892	0.820
USA	1	1	SWI	0.923	0.837
ICE	1	1	SPA	0.927	0.539
MAL	1	0.387	GER	0.940	0.676
PAN	1	0.277	FRA	0.978	0.685
ITA	0.993	0.842	RUS	0.981	0.891
SWE	0.935	0.665	ITA	0.988	0.605
FRA	0.897	0.844	GUA	0.991	1
SWI	0.772	0.772	ARG	0.991	0.943
NOR	0.766	0.766	NOR	0.996	0.911
NET	0.764	0.764	BEL	1	0.853
TUR	0.753	0.827	CRO	1	5.963
BRA	0.712	0.842	DEN	1	1.062
MEX	0.648	0.733	FIN	1	1.259
SPA	0.646	0.618	JAP	1	0.511
IRL	0.570	0.570	LAT	1	1
FIN	0.570	0.493	SAF	1	1
KOR	0.534	0.534	SWE	1	0.892
ARG	0.530	0.539	URU	1	1
GRE	0.499	0.499	ICE	1	1
ISR	0.403	0.403	MAL	1	1.384
CHI	0.397	1	PAN	1	1
COL	0.375	0.396	RUM	1	0.920
RUM	0.374	0.357	GRE	1.091	1.071
GUA	0.356	1	IRL	1.317	1.179
CHL	0.337	0.337	COL	1.317	1.287
IRAN	0.317	0.434	UGA	1.379	1

HUN	0.303	0.352	IRAN	1.382	0.947
PER	0.269	0.276	JAM	1.636	1
URU	0.256	0.337	ISR	1.692	1.499
UGA	0.250	1	CHL	1.798	1.670
JAM	0.248	1	PER	2.404	2.333
LAT	0.175	0.204	HUN	2.595	0.980
ECU	0.157	0.394	ECU	5.252	1
SLO	0.075	0.069	SLO	6.551	6.636
Media	0.640	0.638		1.343	1.224
Desv.Est.	0.310	0.282		1.115	1.197

Fuente: elaboración propia

## Anexo II: Comparación IDH y SPI

2014-2015	SPI	IDH
Recuento	96	96
Promedio	77.67	0.824
Desviación Estándar	10.3757	0.097281
Coefficiente de Variación	13.36%	11.80%
Mínimo	48.73	0.4805
Máximo	90.09	0.949
Coefficiente de correlación	0.843	
P valor	0.000	

Fuente: elaboración propia

